



**TUGAS AKHIR - SS141501**

**ANALISIS POLA HUBUNGAN PDRB DENGAN  
FAKTOR PENCEMARAN LINGKUNGAN DI  
INDONESIA MENGGUNAKAN PENDEKATAN  
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*  
(GWR)**

**RIZA DAMAYANTI**  
**NRP 1312 100 044**

**Pembimbing**  
**Ir. Mutiah Salamah Chamid, M.Kes**

**Program Studi S1 Statistika**  
**Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**  
**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**  
**Surabaya 2016**



**FINAL PROJECT - SS141501**

**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
APPROACH TO ANALIZE THE CORELLATION OF  
GROSS DOMESTIC REGIONAL PRODUCT AND  
FACTORS CAUSING ENVIRONMENTAL  
POLLUTION IN INDONESIA**

**RIZA DAMAYANTI  
NRP 1312 100 044**

**Supervisor  
Ir. Mutiah Salamah Chamid, M.Kes**

**Undergraduate Programme of Statistics  
Faculty of Mathematics and Natural Sciences  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2016**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**ANALISIS POLA BURUNGAN PERUB DENGAN FAKTOR  
PENCEMARAN LINGKUNGAN DI INDONESIA  
MENGGUNAKAN PENDEKATAN GEOGRAPHICALLY  
WEIGHTED REGRESSION (GWR)**

**TUGAS AKHIR**

**Dijadikan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
pada**

**Program Studi S-1 Jurusan Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Oleh :**

**REZA DAMAYANTI  
NRP. 1312 190 044**

**Ditertajil oleh Pembimbing Tugas Akhir :**

**Dr. Mariah Setiawan C., M.Kom  
NRP. 1957190719830320001**

  
( 1 )

**Mengetahui  
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS**



**SEMARANG, JANUARI 2016  
STRUTY A**

**ANALISIS POLA HUBUNGAN PDRB DENGAN FAKTOR  
PENCEMARAN LINGKUNGAN DI INDONESIA  
MENGUNAKAN PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY  
WEIGHTED REGRESSION (GWR)***

**Nama** : Riza Damayanti  
**NRP** : 1312 100 044  
**Jurusan** : Statistika FMIPA-ITS  
**Dosen Pembimbing** : Ir. Mutiah Salamah Chamid, M.Kes

**ABSTRAK**

*PDRB merupakan salah satu indikator perekonomian suatu wilayah. Perhitungan PDRB salah satunya berkaitan dengan penggunaan sumber daya alam, dimana perhitungan yang digunakan menggunakan pendekatan nilai tambah atau produksi. Faktor pencemaran lingkungan berpengaruh terhadap ketersediaan sumber daya alam, sehingga mempunyai pengaruh dalam menentukan tinggi rendahnya PDRB suatu provinsi. Berbagai penelitian PDRB dengan metode statistika sudah banyak dilakukan. Namun, penelitian tersebut belum ada yang memodelkan antara PDRB dengan faktor pencemaran lingkungan, juga tanpa memperhatikan faktor spasial. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan analisis spasial dengan Geographically Weighted Regression (GWR). Metode GWR digunakan untuk memodelkan PDRB di Indonesia serta mengetahui faktor dari segi lingkungan yang berpengaruh secara signifikan di tiap provinsi. Hasil pemodelan dengan GWR diperoleh model yang berbeda-beda untuk tiap provinsi. Model GWR menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan model regresi global, terlihat dari nilai AIC maupun SSE yang lebih kecil, dan  $R^2$  yang lebih besar.*

**Kata kunci** : GWR, Lingkungan, PDRB, Regresi Linier Berganda

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
APPROACH TO ANALIZE THE CORELLATION OF GROSS  
DOMESTIC REGIONAL PRODUCT AND FACTORS  
CAUSING ENVIRONMENTAL POLLUTION IN  
INDONESIA**

**Name of Student** : Riza Damayanti  
**NRP** : 1312 100 044  
**Department** : Statistics FMIPA-ITS  
**Supervisor** : Ir. Mutiah Salamah Chamid, M.Kes

**ABSTRACT**

*Gross domestic regional product (GDRP) is one of the regional economy development indicators. The calculation of GDRP is related to the use of natural resources, of which this calculation uses added value or production approach. The factor causing environmental pollution influence the availability of natural resources. Therefore, it has affected to determine the level of Provincial GDRP. Many studies about GDRP using statistic method has been published. But those studies still can't represent the corelation between GDRP and the factors causing environmental pollution, and also recognize spatial factors. Hence, this study uses spatial analysis with Geographical Weighted Regression (GWR). This method is used to make a modelling of GDRP in indonesia and to determine the related environmental factor in every province. The output of GWR modelling is various in every province. The result using gwr modelling is much better than the method using global regression, shown by the lower AIC and SSE value, and the higher  $R^2$  value*

**Keywords:** GWR, Environment, GDRP, Multiple Linear Regression

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji bagi Allah SWT atas ridho, anugerah, nikmat, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul ***“Analisis Pola Hubungan PDRB dengan Faktor Pencemaran Lingkungan di Indonesia Menggunakan Pendekatan Geographically Weighted Regression (GWR)”*** dengan baik.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan maupun dukungan dari berbagai pihak, baik yang terlibat secara langsung maupun tidak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terima kasih kepada:

1. Ibu Ir. Mutiah Salamah Chamid, M.Kes selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu dan dengan sabar memberikan bimbingan, ilmu, saran dan motivasi kepada penulis.
2. Bapak Dr. Purhadi, M.Sc dan Ibu Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun untuk kesempurnaan dalam penyusunan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Suhartono, selaku Ketua Jurusan dan Ibu Dra. Lucia Aridinanti, MT selaku Ketua Prodi S1 Statistika ITS yang telah memberikan fasilitas demi kelancaran penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Ibu Dra. Destri Susilaningrum, M.Si selaku dosen wali atas motivasi, inspirasi, dan dukungan yang telah diberikan.
5. Ibu Shofi Wulandari, S.Stat, M.Si yang telah membantu dalam memahami penelitian Tugas Akhir ini.
6. Seluruh dosen jurusan Statistika ITS, atas ilmu yang telah diberikan selama penulis berada di bangku kuliah.
7. Keluarga tercinta, Ibu, Bapak, dan Mbak Lia, atas limpahan kasih sayang, doa, dan dukungan yang tiada henti bagi penulis.
8. Mbak Nurul Fadhilah atas bimbingan dan arahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.



9. Sahabat tercinta Eva, Feby, Niken, Jupita, Ziza, Heni, dan Sekar yang senantiasa berbagi suka duka, semangat, dan motivasi selama di bangku kuliah hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini.
10. Rekan-rekan Trio *Geographically* : Fefy Dita Sari dan Putu Laksmi Ari Dewi atas kebersamaan dan kekompakan selama berjuang menyelesaikan Tugas Akhir ini.
11. Teman-teman seperjuangan Wisuda 113 ITS dan keluarga besar Sigma 23 atas segala kritik, saran, motivasi, dan semangat.
12. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu hingga pelaksanaan tugas akhir ini dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis menyadari bahwa masih terdapat banyak kekurangan pada penulisan laporan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, kritik dan saran diharapkan dari semua pihak sebagai bentuk pengembangan bagi penelitian selanjutnya. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberi manfaat serta untuk menambah wawasan keilmuan bagi semua pihak.

Surabaya, Januari 2016

Penulis

# DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>TITLE PAGE</b> .....	ii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	v
<b>ABSTRACT</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xvii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xix
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	6
1.3 Tujuan Penelitian.....	7
1.4 Manfaat Penelitian.....	7
1.5 Batasan Masalah.....	7
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	9
2.1 Statistika Deskriptif.....	9
2.2 Multikolinieritas.....	10
2.3 Model Regresi Linier.....	11
2.3.1 Penaksiran Parameter Regresi Linier.....	13
2.3.2 Uji Signifikansi Parameter Regresi Linier.....	14
2.3.3 Pemeriksaan Asumsi Residual Regresi Linier.....	15
2.4 Uji Aspek Data Spasial.....	18
2.4.1 Uji Dependensi Spasial.....	18
2.4.2 Uji Heterogenitas Spasial.....	20
2.5 <i>Geographically Weighted Regression</i> .....	21
2.5.1 Penentuan <i>Bandwidth</i> dan Pembobot Optimum.....	22
2.5.2 Penaksiran Parameter Model GWR.....	23
2.5.3 Uji Hipotesis Model GWR.....	25
2.6 Pemilihan Model Terbaik.....	28
2.7 PDRB.....	29

2.8 Faktor-faktor Pencemaran Lingkungan .....	30
2.8.1 Kualitas Air Sungai.....	31
2.8.2 Kualitas Udara.....	32
2.8.3 Tutupan Hutan.....	33
2.8.4 Kepadatan Penduduk.....	34
2.9 Sistem Koordinat Geografi.....	34
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>37</b>
3.1 Sumber Data.....	37
3.2 Variabel Penelitian.....	37
3.3 Langkah Analisis.....	38
3.4 Diagram Alir Penelitian.....	40
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>41</b>
4.1 Deskripsi PDRB dan Faktor yang Mempengaruhi.....	41
4.1.1 PDRB Provinsi Tahun 2013.....	41
4.1.2 Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi PDRB.....	45
4.1.2.1 Indeks Kualitas Udara ( $X_1$ ).....	46
4.1.2.2 Indeks Kualitas Air ( $X_2$ ).....	48
4.1.2.3 Indeks Tutupan Hutan ( $X_3$ ).....	50
4.1.2.4 Kepadatan Penduduk ( $X_4$ ).....	52
4.2 Analisis dengan <i>Geographically Weighted Regression</i> .....	54
4.2.1 Deteksi Multikolinieritas.....	55
4.2.2 Penaksiran Parameter dan Pemodelan PDRB dengan Regresi Linier.....	55
4.2.3 Uji Signifikansi Parameter Regresi Linier.....	57
4.2.4 Pemeriksaan Asumsi Residual Regresi Linier.....	58
4.2.5 Uji Aspek Spasial dari Data.....	60
4.2.6 Penaksiran Parameter Model <i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR) untuk PDRB.....	61
4.2.7 Uji Hipotesis Model <i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR).....	62
4.2.8 Pemodelan GWR Tiap Provinsi.....	66
4.2.9 Pemilihan Model Terbaik.....	67
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>69</b>
5.1 Kesimpulan.....	69
5.2 Saran.....	70

<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>71</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>75</b>
<b>BIODATA PENULIS.....</b>	<b>95</b>

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 <i>Analysis of Varians</i> Model Regresi Linier .....	14
Tabel 3.1    Struktur Data Penelitian.....	38
Tabel 4.1    Pengelompokan Provinsi Berdasarkan PDRB .....	44
Tabel 4.2    Nilai Rata-rata, Varians, Minimum, dan Maksimum Faktor yang Diduga Mempengaruhi PDRB .....	45
Tabel 4.3    Pengelompokan Provinsi Berdasarkan IKU .....	47
Tabel 4.4    Pengelompokan Provinsi Berdasarkan IKA .....	49
Tabel 4.5    Pengelompokan Provinsi Berdasarkan ITH .....	51
Tabel 4.6    Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Kepadatan Penduduk .....	53
Tabel 4.7    Nilai VIF Variabel Prediktor .....	55
Tabel 4.8    Estimasi Parameter Model Regresi Linier .....	55
Tabel 4.9    Pengujian Model Regresi Linier Berganda secara Serentak .....	57
Tabel 4.10   Pengujian Model Regresi Linier Berganda secara Parsial .....	58
Tabel 4.11   Uji Asumsi Residual Identik .....	59
Tabel 4.12   Pengujian Aspek Spasial Morans' I .....	61
Tabel 4.13   Pengujian Aspek Spasial Breusch-Pagan .....	61
Tabel 4.14   Estimasi Parameter Model GWR .....	62
Tabel 4.15   Variabel Signifikan di Tiap Provinsi .....	63
Tabel 4.16   Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Variabel Signifikan .....	64
Tabel 4.17   Perbandingan Model Regresi Global dan GWR .....	68

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian .....	40
Gambar 4.1 PDRB Provinsi di Indonesia Tahun 2013 .....	42
Gambar 4.2 Persebaran PDRB di Indonesia Tahun 2013 .....	44
Gambar 4.3 Indeks Kualitas Udara (IKU) Tahun 2013 .....	47
Gambar 4.4 Indeks Kualitas Air (IKA) Tahun 2013 .....	49
Gambar 4.5 Indeks Tutupan Hutan (ITH) Tahun 2013 .....	51
Gambar 4.6 Kepadatan Penduduk di Indonesia Tahun 2013 .....	53
Gambar 4.7 <i>Probability Plot Residual</i> Regresi Linier Berganda .....	60
Gambar 4.8 Peta Persebaran Provinsi Berdasarkan Variabel Signifikan .....	65



*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data PDRB Provinsi dan Faktor yang Mempengaruhi .....	75
Lampiran 2 Koordinat Lintang dan Bujur Provinsi .....	76
Lampiran 3 Statistika Deskriptif.....	77
Lampiran 4 Nilai VIF Variabel Prediktor.....	77
Lampiran 5 Output Regresi Linier.....	78
Lampiran 6 Asumsi Residual IIDN Model Regresi Linier .....	78
Lampiran 7 Hasil Uji Aspek Spasial .....	79
Lampiran 8 Bandwidth untuk Model GWR.....	80
Lampiran 9 Jarak Euclidean antar Lokasi.....	81
Lampiran 10 Output Model GWR.....	88
Lampiran 11 Uji Kesesuaian Model OLS dan GWR.....	88
Lampiran 12 Estimasi Parameter GWR Tiap Lokasi.....	89
Lampiran 13 Pemodelan GWR Tiap Provinsi Berdasarkan Variabel $X_1$ yang Signifikan .....	90
Lampiran 14 Pemodelan GWR Tiap Provinsi Berdasarkan Variabel $X_1$ dan $X_2$ yang Signifikan.....	91
Lampiran 15 Pemodelan GWR Tiap Provinsi Berdasarkan Variabel $X_1$ dan $X_4$ yang Signifikan.....	91
Lampiran 16 Pemodelan GWR Tiap Provinsi Berdasarkan Variabel yang Signifikan .....	92
Lampiran 17 Output AIC Model Regresi Global.....	93

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Pembangunan ekonomi adalah serangkaian usaha dan kebijakan yang bertujuan untuk meningkatkan taraf hidup masyarakat, memperluas lapangan kerja dan meratakan distribusi pendapatan masyarakat. Berbagai indikator diperlukan dalam memenuhi hal tersebut guna mengukur kinerjanya. Dalam pembangunan ekonomi suatu daerah memerlukan berbagai macam data sebagai dasar penentuan strategi dan kebijakan, agar sasaran pembangunan dapat dicapai dengan tepat.

Salah satu alat ukur indikator perekonomian suatu wilayah adalah angka Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). PDRB adalah nilai bersih barang dan jasa akhir yang dihasilkan oleh berbagai kegiatan ekonomi di suatu daerah dalam suatu periode (Sasana, 2006). Melalui analisis data PDRB, dapat dilihat secara komprehensif sejauh mana cerminan tingkat keberhasilan pembangunan khususnya yang terkait dengan kesejahteraan masyarakat masing-masing provinsi di Indonesia jika ditinjau dari perspektif ekonomi. Perhitungan PDRB salah satunya berkaitan dengan penggunaan sumber daya alam, dimana perhitungan yang digunakan menggunakan pendekatan nilai tambah atau produksi. Oleh karena itu, besaran PDRB yang dihasilkan oleh masing-masing daerah sangat bergantung kepada pengelolaan sumber daya alam dan faktor produksi daerah tersebut. Adanya keterbatasan dalam pengelolaan sumber daya alam dan penyediaan faktor-faktor tersebut menyebabkan besaran PDRB bervariasi antar daerah.

Secara umum sumber daya diartikan sebagai sesuatu yang memiliki nilai ekonomi dan kemampuan untuk memenuhi atau menangani sesuatu. Sumber daya alam adalah faktor produksi dari alam yang digunakan untuk menyediakan barang dan jasa dalam kegiatan ekonomi (Fauzi, 2004). Sumber daya alam Indonesia merupakan 25 persen dari total aset kemakmuran

negara/*national wealth* (World Bank, 2006) yang menghasilkan keuntungan bagi pendanaan pembangunan. Indonesia telah memanfaatkan keuntungan sumber daya alam ini, khususnya dari minyak, sumber daya mineral, dan hutan untuk mendanai pembangunan. Menurut Soetomo (2012), sumber daya alam berpotensi dalam meningkatkan taraf perekonomian rakyat. Peran ekonomi dari daya dukung alam yang baik, terus berlanjut hingga saat ini. Banyak potensi yang tersedia di alam yang dapat dimanfaatkan oleh manusia dalam pemenuhan kebutuhan, meningkatkan taraf hidup, dan perekonomian. Sumber daya alam yang ada tersebut akan sangat berpengaruh terhadap kondisi perekonomian rakyat apabila mampu mengolah, menggunakan, dan melestarikan sumber daya tersebut. Seringkali pemanfaatan sumber daya alam yang ada tidak diikuti dengan menjaga kelestarian lingkungan, sehingga dalam jangka panjang hal tersebut tentu akan merugikan masyarakat itu sendiri.

Saat ini sumber daya alam mengalami penurunan yang cepat tanpa adanya pengganti yang memadai. Daya dukung alam semakin menurun, membuat pertumbuhan perekonomian masyarakat terganggu kestabilannya. Kerugian ekonomi akibat kerusakan lingkungan bisa menjadi hal yang substansial dalam jangka panjang, dengan besaran yang menunjukkan peningkatan, mulai dari 0,3 persen hingga 7 persen dari PDRB Indonesia (Leitman, dkk, 2009). Padahal, pertumbuhan ekonomi Indonesia periode 2005 – 2011 menunjukkan nilai yang positif, yakni pada kisaran 5 sampai 6.5% per tahun. Dengan pertumbuhan ekonomi yang berada di atas 5% tersebut, pendapatan per kapita penduduk Indonesia juga meningkat hampir dua kali lipat dari Rp 14.991,1 ribu pada tahun 2006 menjadi Rp 30.813,0 ribu pada tahun 2011.

Namun, apabila ditinjau dari segi lingkungan mengalami tekanan yang berat sebagai akibat dari pertumbuhan ekonomi. Hal ini dapat dilihat dari indikator pencemaran lingkungan, baik pencemaran air, pencemaran udara, dan kerusakan hutan. Pencemaran air di Indonesia semakin memprihatinkan. *Asian Development Bank* (2008) menyebutkan pencemaran air di

Indonesia menimbulkan kerugian Rp 45 triliun per tahun. Biaya yang akibat pencemaran air ini mencakup biaya kesehatan, biaya penyediaan air bersih, hilangnya waktu produktif, citra buruk pariwisata, dan tingginya angka kematian bayi. Kegiatan pembangunan ekonomi juga menyebabkan tekanan terhadap kualitas udara, dimana terjadi peningkatan emisi gas rumah kaca. Jika pada awal tahun 1990an emisi CO<sub>2</sub> masih di bawah 1 ton per kapita, pada tahun 2011, emisi tersebut telah mencapai 2 ton per kapita. Berdasarkan berita dari *Daily Mail*, pada tahun 2014 Indonesia menghasilkan 2,05 miliar ton emisi dan menjadi negara nomor enam penghasil emisi terbesar di dunia. Selain itu, kerusakan hutan di tanah air juga cukup memprihatinkan. Berdasarkan catatan Kementerian Kehutanan Republik Indonesia, sedikitnya 1,1 juta hektar atau 2% dari hutan Indonesia menyusut tiap tahunnya. Data Kementerian Kehutanan menyebutkan dari sekitar 130 juta hektar hutan yang tersisa di Indonesia, 42 juta hektar diantaranya sudah habis ditebang. Kerusakan atau ancaman yang paling besar terhadap hutan alam di Indonesia adalah penebangan liar, alih fungsi hutan menjadi perkebunan, kebakaran hutan dan eksploitasi hutan baik untuk pengembangan pemukiman, industri, maupun akibat perambahan. Selain itu, kepadatan penduduk di suatu wilayah juga cenderung akan mempengaruhi kualitas lingkungannya. Kualitas air, terutama air sungai, cenderung menurun karena meningkatnya limbah rumah tangga, dan pembukaan lahan baru akan semakin meluas untuk memenuhi kebutuhan penduduk yang semakin meningkat.

Dari beberapa contoh indikator pembangunan di atas, meski ada kecenderungan pembangunan yang mengarah kepada perbaikan seperti indikator ekonomi, namun peningkatan taraf hidup tersebut sering harus di bayar cukup mahal dengan pencemaran dan kerusakan lingkungan. Pembangunan ekonomi akan tinggi apabila didukung oleh daya dukung alam (sumber daya alam) yang baik. Tidak cukup jika pembangunan hanya berkonsentrasi untuk meningkatkan kualitas ekonomi, tetapi dengan merusak lingkungan. Dalam jangka panjang kondisi ini

bahkan mungkin akan menimbulkan kerugian, karena kemungkinan biaya yang dibutuhkan untuk memperbaiki lingkungan lebih besar dari manfaat ekonomi yang diperoleh. Dengan memperhatikan beberapa uraian tersebut, terlihat bahwa pembangunan Indonesia masih belum menggambarkan keseimbangan antara pembangunan ekonomi dan lingkungan.

Kementerian Lingkungan Hidup pada tahun 2009 mulai mengembangkan alat ukur sederhana yang disebut dengan Indeks Kualitas Lingkungan Hidup (IKLH). Indeks kualitas lingkungan dapat dimanfaatkan untuk mengukur keberhasilan program-program pengelolaan lingkungan. IKLH hanya mengambil tiga indikator kualitas lingkungan, yaitu kualitas air sungai, kualitas udara, dan tutupan hutan yang dihitung pada tingkat provinsi. Perhitungan nilai indeks kualitas air sungai dan udara mengacu pada baku mutu atau standar yang ditetapkan oleh Menteri Lingkungan Hidup (baku mutu air dan baku mutu udara ambien). Sedangkan untuk indeks tutupan hutan menggunakan standar luas kawasan hutan di setiap provinsi yang ditetapkan oleh Menteri Kehutanan.

Peters, 2003 dalam Hutabarat (2010) menggambarkan hubungan antara masalah polusi udara dengan tingkat pertumbuhan suatu negara. Pada tahap awal pembangunan, negara mengembangkan industri untuk meningkatkan output dalam rangka meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Namun, ketika industrialisasi meningkat, polusi udara juga ikut meningkat. Sehingga pendapatan di suatu negara akan meningkat diikuti dengan kualitas udara yang semakin rendah.

Dariah (2007) meneliti mengenai dampak pertumbuhan ekonomi dan kemiskinan terhadap degradasi lingkungan di Jawa Barat. Berdasarkan penelitian tersebut terbukti bahwa meningkatnya degradasi lingkungan telah meningkatkan pertumbuhan ekonomi dan kemiskinan. Sedangkan Dorojatun (2009) meneliti mengenai hubungan pertumbuhan ekonomi dengan pencemaran lingkungan (pengujian *Environ-mental Kuznet Curve*). Dalam penelitian ini menunjukkan bahwa

pertumbuhan ekonomi berdampak positif terhadap volume Karbon Monoksida melalui peningkatan aktivitas ekonomi yang disertai dampak pencemaran lingkungan. Robert T. Deacon dan Catherine S Norman (2004) melakukan penelitian tentang hubungan antara tingkat pendapatan dan tingkat polusi (emisi SO<sub>2</sub>, asap dan partikel polusi udara lainnya), dengan kesimpulan bahwa terdapat hubungan yang berbanding lurus antara pendapatan dan tingkat polusi. Ketika suatu negara mengalami pertumbuhan yang semakin meningkat, maka masalah pencemaran udara pun meningkat dengan cepat. Susena (1997) melakukan penelitian terhadap pengaruh tingkat sosial ekonomi penduduk di sekitar Kali Garang terhadap pencemaran perairan Kali Garang Semarang, dimana semakin tinggi tingkat pencemaran air maka semakin rendah tingkat ekonomi penduduk. Selain itu, dalam Laporan IKLH yang dikeluarkan oleh Kementrian Lingkungan Hidup pada tahun 2010 dan 2011, menyebutkan bahwa terdapat korelasi atau keterkaitan antara kepadatan penduduk dengan kualitas lingkungan, yang tentunya juga berpengaruh terhadap PDRB. Idris (2008) melakukan pemodelan kuadratik untuk membuktikan hipotesis *Environmental Kuznets Curve*, dengan PDRB provinsi sebagai variabel dependen, dan indeks kualitas udara, air, tutupan hutan sebagai variabel independen. Model regresi yang digunakan adalah linier sederhana, sehingga menghasilkan 3 buah model persamaan. Dari hasil penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa hanya indeks tutupan hutan yang berpengaruh signifikan terhadap PDRB.

Pada penelitian ini digunakan metode regresi untuk menghasilkan estimasi dari parameter yang memodelkan hubungan variabel indeks pencemaran air sungai, udara, tutupan hutan, dan kepadatan penduduk dengan variabel PDRB. Namun, metode regresi biasa tidak mempertimbangkan aspek lokal yang berbeda-beda antar wilayah, sedangkan setiap provinsi di Indonesia memiliki kondisi karakteristik geografis yang beragam.

Berdasarkan latar belakang permasalahan tersebut, maka dalam penelitian ini akan dikembangkan pemodelan PDRB



dengan menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR). GWR merupakan pengembangan dari regresi global untuk variabel yang bersifat kontinu.

Penelitian metode GWR yang telah dilakukan diantaranya Hanik (2009), dengan judul pendekatan ekonometrika spasial (SAR) terhadap PDRB sektor industri di provinsi Jawa Timur. Ratna (2014) melakukan pemodelan proporsi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA) bagian atas pada balita di Kabupaten Gresik dengan metode GWR. Firdial (2010) melakukan penelitian dengan judul pemodelan angka harapan hidup di Provinsi Jawa Timur dan Jawa Tengah dengan metode GWR. Irmalasari (2015) melakukan pemodelan jumlah kejadian balita *stunting* di Provinsi Jawa Timur dengan metode GWR.

Pada penelitian ini, digunakan metode GWR dengan unit penelitian 33 provinsi di Indonesia tahun 2013. Penggunaan 33 provinsi ini dikarenakan ketersediaan data, dimana tidak terdapat Provinsi Kalimantan Utara pada tahun 2013. Hasil analisis yang akan diperoleh adalah model regresi menggunakan pembobot fungsi kernel *Fix Gaussian*, sehingga akan diperoleh faktor-faktor pencemaran lingkungan yang berpengaruh terhadap PDRB di setiap provinsi.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dikemukakan di atas, maka permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana karakteristik PDRB dan faktor-faktor pencemaran lingkungan di Indonesia pada tahun 2013?
2. Bagaimana pola hubungan PDRB dengan faktor-faktor pencemaran lingkungan yang diduga mempengaruhinya pada masing-masing provinsi di Indonesia tahun 2013 dengan menggunakan GWR?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik PDRB dan faktor-faktor pencemaran lingkungan di Indonesia pada tahun 2013.
2. Mendapatkan pola hubungan PDRB dengan faktor-faktor pencemaran lingkungan yang diduga mempengaruhinya pada masing-masing provinsi di Indonesia tahun 2013 dengan menggunakan GWR.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian yang ingin dicapai adalah sebagai berikut.

1. Menambah pengetahuan penerapan metode statistik dalam aplikasi di bidang PDRB dari segi lingkungan khususnya dengan menggunakan metode *Geographically Weighted Regression*.
2. Memberi informasi kepada pemerintah agar mampu melakukan peningkatan terhadap PDRB di Indonesia dengan tetap mengendalikan faktor-faktor pencemaran lingkungan.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Sedangkan yang menjadi batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini mengambil studi kasus 33 provinsi di Indonesia, karena belum tersedia data Provinsi Kalimantan Utara.
2. Apabila tidak memenuhi asumsi heterogenitas spasial, maka analisis tetap dilanjutkan dengan pemodelan GWR.
3. Pembobot yang digunakan untuk metode GWR adalah fungsi kernel *Fix Gaussian*.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif, yaitu statistik yang digunakan untuk analisa data dengan cara mendeskripsikan atau menggambarkan data yang telah terkumpul tanpa ada tujuan membuat kesimpulan untuk generalisasi. Ukuran yang sering digunakan untuk memberikan informasi adalah ukuran pemusatan dan ukuran penyebaran data, yang digunakan untuk mendefinisikan ukuran numerik dalam menjelaskan karakteristik gugus data. Ukuran pemusatan data meliputi *mean*, median, dan modus. Sedangkan ukuran penyebaran data meliputi *range*, *varians*, dan deviasi standar. Pada penelitian ini, ukuran yang digunakan adalah *mean*, *varians*, nilai maksimum dan nilai minimum. Berikut adalah rumus dari *mean* ( $\bar{x}$ ).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.1)$$

dengan  $x_i$  menunjukkan data ke- $i$ , dan  $n$  adalah banyaknya data. Selain *mean*, *varians* digunakan untuk menjelaskan keragaman data. Berikut ini adalah rumus dari *varians*.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (2.2)$$

dimana  $s^2$  adalah *sample variance*, dengan  $\bar{x}$  merupakan *mean* (rata-rata),  $x_i$  menunjukkan data ke- $i$ , dan  $n$  adalah banyaknya data. Nilai maksimum dan minimum menunjukkan nilai tertinggi dan terendah dari gugus data tersebut.

Salah satu bentuk penyajian statistika deskriptif adalah menggunakan peta tematik. Kartika (2007) menyatakan bahwa peta tematik adalah gambaran dari sebagian permukaan bumi yang dilengkapi dengan informasi tertentu, baik di atas maupun di

bawah permukaan bumi yang mengandung tema tertentu. Peta tematik menggambarkan konsep geografis, seperti populasi, kepadatan, iklim, perpindahan barang, dan lain-lain. Selain itu peta tematik merupakan peta yang memberikan suatu informasi mengenai tema tertentu, baik data kualitatif maupun data kuantitatif.

Pengklasifikasian pada peta tematik berdasarkan data numerik pada tabel yang berhubungan dapat dilakukan dengan beberapa metode, salah satunya yaitu metode *Natural Breaks*. Metode ini membagi kelompok sebanyak  $n$  wilayah menjadi  $h$  kelompok sesuai tema. Metode *natural breaks* menghasilkan variasi minimum untuk wilayah yang berada pada satu kelompok tema. Berikut adalah algoritma dari metode *natural breaks*.

1. Membagi daerah menjadi sebanyak  $h$  kelompok dari  $n$  wilayah. Sehingga akan terbentuk sebanyak kombinasi antara  $n$  dan  $h$  kelompok.
2. Menghitung rata-rata data setiap kelompok. Hasil rata-rata dilambangkan dengan  $x_q, q = 1, \dots, h$ .
3. Menghitung jumlahan standar deviasi kuadrat dari setiap kelompok kombinasi wilayah.
4. Pembagian kelompok dengan jumlahan standar deviasi kuadrat terkecil adalah pembagian wilayah yang optimum.

## 2.2 Multikolinieritas

Istilah multikolinieritas digunakan untuk menunjukkan adanya hubungan linier diantara variabel-variabel prediktor dalam model regresi. Penggunaan kata multikolinieritas disini dimaksudkan untuk menunjukkan derajat kolinieritas yang tinggi di antara variabel-variabel prediktor. Uji multikolinearitas bertujuan untuk mengetahui apakah pada model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel prediktor (Husein Umar, 2011). Model regresi yang baik seharusnya tidak terjadi korelasi di antara variabel prediktor. Adapun dampak adanya multikolinieritas dalam model regresi linier berganda adalah sebagai berikut (Gujarati, 2004 dan Widarjono, 2007).

1. Penaksir OLS masih bersifat BLUE, tetapi mempunyai variansi dan kovariansi yang yang besar sehingga sulit mendapatkan taksiran (estimasi) yang tepat.
2. Akibat penaksir OLS mempunyai variansi dan kovariansi yang yang besar, menyebabkan interval estimasi akan cenderung lebih lebar dan nilai hitung statistik uji t akan kecil, sehingga membuat variabel bebas secara statistik tidak signifikan mempengaruhi variabel tidak bebas.
3. Walaupun secara individu variabel bebas tidak berpengaruh terhadap variabel tidak bebas melalui uji t, tetapi nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) masih bisa relatif tinggi.

Pendeteksian kasus multikolinieritas dilakukan menggunakan kriteria nilai VIF. Jika nilai VIF (*Variance Inflation Factor*) lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinieritas antar variabel prediktor. Nilai VIF dinyatakan sebagai berikut (Hocking, 1996).

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.3)$$

dengan  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi antara satu variabel prediktor ( $X_j$ ) dengan variabel prediktor lainnya.  $R_j^2$  dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$R_j^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2.4)$$

dengan  $SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$  dan  $SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$

Solusi untuk mengatasi adanya kasus multikolinieritas yaitu dengan cara mengeluarkan variabel prediktor yang tidak signifikan dari dalam model satu per satu dimulai dari variabel prediktor yang memiliki nilai VIF terbesar dan meregresikan kembali variabel-variabel prediktor yang signifikan.

### 2.3 Model Regresi Linier

Analisis regresi merupakan salah satu teknik analisis data dalam statistika yang seringkali digunakan untuk mengkaji

hubungan antara beberapa variabel dan meramal suatu variabel (Kutner, Nachtsheim dan Neter, 2004). Dalam mengkaji hubungan antara beberapa variabel menggunakan analisis regresi, terlebih dahulu peneliti menentukan satu variabel yang disebut dengan variabel respon dan satu atau lebih prediktor. Jika ingin dikaji hubungan atau pengaruh satu variabel prediktor terhadap variabel respon, maka model regresi yang digunakan adalah model regresi linier sederhana. Kemudian, jika ingin dikaji hubungan atau pengaruh dua atau lebih variabel prediktor terhadap variabel respon, maka model regresi yang digunakan adalah model regresi linier berganda (*multiple linear regression model*). Kemudian untuk mendapatkan model regresi linier sederhana maupun model regresi linier berganda dapat diperoleh dengan melakukan estimasi terhadap parameter-parameternya menggunakan metode tertentu. Adapun metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi linier sederhana maupun model regresi linier berganda menurut Kutner adalah dengan metode kuadrat terkecil (*ordinary least square/OLS*) dan metode kemungkinan maksimum (*maximum likelihood estimation/MLE*). Pada penelitian ini dikaji analisis regresi linier berganda atau sering juga disebut dengan regresi klasik.

Bentuk umum model regresi linier berganda untuk pengamatan sebanyak  $n$  denan variabel prediktor (X) sebanyak  $p$ , maka dapat dituliskan dalam persamaan (2.5) sebagai berikut (Draper dan Smith, 1998).

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.5)$$

dengan,

$y_i$  = nilai observasi variabel respon pada pengamatan ke- $i$ ,

$i = 1, 2, \dots, n$

$x_{ik}$  = nilai observasi variabel prediktor ke- $k$  pada pengamatan ke- $i$

$\beta_0$  = intersep model regresi

$\beta_k$  = koefisien regresi variabel prediktor ke- $k$ ,  $k = 1, 2, \dots, p$

$\varepsilon_i$  = error pengamatan ke- $i$  dengan asumsi identik, independen, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstan  
 $(\varepsilon_i \sim IIDN(0, \sigma^2))$

Dalam notasi matriks persamaan (2.5) dapat ditulis menjadi persamaan (2.6) berikut (Draper dan Smith, 1998).

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.6)$$

dengan

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

dimana

$\mathbf{y}$  = vektor variabel respon berukuran  $n \times 1$

$\mathbf{X}$  = matriks variabel prediktor berukuran  $n \times (p+1)$

$\boldsymbol{\beta}$  = vektor parameter berukuran  $(p+1) \times 1$

$\boldsymbol{\varepsilon}$  = vektor error berukuran  $n \times 1$

### 2.3.1 Penaksiran Parameter Regresi Linier

Estimasi parameter ini bertujuan untuk mendapatkan model regresi linier berganda yang akan digunakan dalam analisis. Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi linier berganda adalah metode kuadrat terkecil atau *Ordinary Least Square* (OLS). Metode OLS ini bertujuan untuk meminimumkan jumlah kuadrat error. Berdasarkan persamaan (2.6) dapat diperoleh penaksir (*estimator*) OLS untuk  $\boldsymbol{\beta}$  menurut Kutner sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.7)$$

$\mathbf{y}$  adalah vektor observasi variabel respon berukuran  $n \times 1$ ,  $\mathbf{X}$  adalah matriks variabel prediktor berukuran  $(n \times (p+1))$  dan  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  adalah vektor parameter yang ditaksir berukuran  $((p+1) \times 1)$ .



Penaksir OLS pada persamaan (2.7) merupakan penaksir tidak bias, linier, dan terbaik (*Best Linier Unbiased Estimator/BLUE*), dimana,  $E(\hat{\beta}) = \beta$  dan  $\widehat{var}(\hat{\beta}) = (X'X)^{-1}\hat{\sigma}^2$ .

### 2.3.2 Pengujian Parameter Regresi Linier

Pengujian parameter ini bertujuan untuk mengetahui apakah parameter tersebut telah menunjukkan hubungan yang nyata antara variabel respon dan variabel prediktornya, serta untuk mengetahui kelayakan parameter dalam menjelaskan model. Pengujian parameter pada model regresi linier meliputi:

#### 1. Pengujian Serentak

Pengujian parameter serentak merupakan pengujian secara bersama semua parameter dalam model regresi. Uji serentak dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter  $\beta$  terhadap variabel respon dengan menggunakan analisis varians (ANOVA) yang disajikan pada Tabel 2.1. berikut.

**Tabel 2.1** *Analysis of Varians* Model Regresi Linier

Sumber Variasi	Derajat Bebas	Jumlah Kuadrat	Rata-rata Kuadrat	F-Hitung
Regresi	$p$	$SSR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$	$MSR = \frac{SSR}{p}$	
Error	$n - p - 1$	$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$	$MSE = \frac{SSE}{n - p - 1}$	$F_{hit} = \frac{MSR}{MSE}$
Total	$n - 1$	$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$		

Dengan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji :

$$F_{hit} = \frac{MSR}{MSE} \quad (2.8)$$

Daerah penolakan adalah tolak  $H_0$  apabila  $F_{hitung} > F_{(\alpha;p;n-(p+1))}$  atau jika  $p\text{-value} < \alpha$ .

## 2. Pengujian Individu

Pengujian individu digunakan untuk mengetahui signifikansi parameter mana saja yang signifikan mempengaruhi variabel respon, dengan menggunakan statistik uji  $t$ . Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji :

$$t = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \quad (2.9)$$

Dimana  $SE(\hat{\beta}_k) = \sqrt{J_{kk}MSE}$  dimana  $J_{kk}$  adalah elemen diagonal ke- $k$  dari matriks  $(X'X)^{-1}$ , dan MSE merupakan *Mean Square Error* dari model regresi. Jika taraf signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka tolak  $H_0$  apabila nilai  $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-p-1)}$ .

### 2.3.3 Pengujian Asumsi Residual Regresi Linier

Dalam model regresi ganda, terdapat asumsi klasik yang diperlukan untuk mendapatkan estimator *Ordinary Least Squared* (OLS) yang bersifat *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE). Dalam uji asumsi klasik, terdapat tiga uji yang harus terpenuhi yaitu uji normalitas residual, uji identik, dan uji independen (Rosadi, 2011).

#### a. Uji Distribusi Normal untuk Asumsi Residual

Uji normalitas residual dilakukan untuk menguji apakah dalam model regresi, residual memiliki distribusi normal. Uji statistik yang digunakan untuk menguji normalitas residual adalah dengan uji statistik Kolmogorov-Smirnov. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : F_n(y) = F_0(y) \text{ (residual berdistribusi Normal)}$$

$H_1 : F_n(y) \neq F_0(y)$  (residual tidak berdistribusi Normal)  
 Statistik uji yang digunakan sebagai berikut.

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.10)$$

$F_n(x)$  adalah nilai distribusi kumulatif sampel,  $F_0(x)$  adalah nilai distribusi kumulatif bawah  $x$  untuk distribusi normal ( $P(Z < z_i)$ ). Tolak  $H_0$  jika nilai  $D > D_\alpha$  dimana  $D_\alpha$  adalah nilai kritis untuk uji kolmogorov smirnov satu sampel yang didapat dari tabel kolmogorov smirnov satu sampel. Apabila  $p\text{-value} > \alpha$  maka dapat diambil keputusan gagal tolak  $H_0$  yang berarti residual tersebut berdistribusi normal.

**b. Uji Identik untuk Asumsi Residual**

Identik berarti varians residual bersifat homoskedastisitas atau tidak terjadi kasus heteroskedastisitas, dimana asumsi heteroskedastisitas merupakan asumsi residual dari model regresi yang memiliki varians tidak konstan. Model regresi yang baik adalah yang homoskedastisitas atau tidak terjadi heteroskedastisitas. Dampak dengan adanya heteroskedastisitas dalam model regresi adalah walaupun estimator OLS masih linier dan tidak bias, tetapi tidak lagi mempunyai variansi yang minimum dan menyebabkan perhitungan *standard error* metode OLS tidak bisa dipercaya kebenarannya. Selain itu interval estimasi maupun pengujian hipotesis yang didasarkan pada distribusi  $t$  maupun  $F$  tidak bisa lagi dipercaya untuk evaluasi hasil regresi. Akibat dari dampak heteroskedastisitas tersebut menyebabkan estimator OLS tidak menghasilkan estimator yang BLUE dan hanya menghasilkan estimator OLS yang *linear unbiased estimator* (LUE). Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut.

$H_0$  : residual identik (homoskedastisitas)

$H_1$  : residual tidak identik (heteroskedastisitas)

Dalam pengujian homoskedastisitas, menurut Gujarati (2004) dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Meregresikan data dengan estimasi OLS sehingga didapatkan nilai residual  $\hat{u}_1, \hat{u}_2, \text{ hingga } \hat{u}_n$ .
2. Mengitung nilai  $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n}$
3. Menghitung  $p_i = \frac{\hat{u}_i^2}{\hat{\sigma}^2}$
4. Meregresikan  $p_i$  dengan variabel prediktor
5. Menghitung  $\theta = \frac{1}{2} \text{ Sum Square Regression (SSR)}$   
 Apabila nilai  $\theta > \chi_k^2$ , dimana  $k$  adalah banyaknya variabel prediktortor, maka keputusan yang diambil tolak  $H_0$ , artinya residual tidak identik.

**c. Uji Independen untuk Asumsi Residual**

Uji residual independen juga dikenal dengan uji autokorelasi residual. Uji ini digunakan untuk mengetahui adanya hubungan antar residual atau residual tidak saling independen. Salah satu pengujian yang digunakan untuk mendeteksi kasus autokorelasi adalah uji *Durbin-Watson* dengan hipotesis sebagai berikut (Draper dan Smith, 1998).

$H_0 : \rho = 0$  (residual independen)

$H_1 : \rho \neq 0$  (residual tidak independen)

Statistik uji *Durbin-Watson* :

$$d_{hit} = \frac{\sum_{i=2}^n (\hat{\varepsilon}_i - \hat{\varepsilon}_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2} \quad (2.11)$$

Dimana  $\hat{\varepsilon}_i$  merupakan residual ke- $i$ ,  $\hat{\varepsilon}_{i-1}$  merupakan residual pengamatan sebelumnya atau pengamatan ke  $i-1$ . Pengambilan keputusan dilakukan dengan membandingkan statistik uji *Durbin-Watson* dengan nilai  $d_U$  (nilai batas bawah dari tabel *Durbin-Watson*) dan nilai  $d_L$  (nilai batas atas dari tabel *Durbin-Watson*), jika tingkat signifikansi

adalah  $\alpha$  maka aturan pengambilan keputusan adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} 0 < d < d_L & : \text{tolak } H_0 \\ (4 - d_L) < d < 4 & : \text{tolak } H_0 \\ d_U < d < (4 - d_U) & : \text{gagal tolak } H_0 \end{aligned}$$

## 2.4 Pengujian Aspek Data Spasial

Data spasial memiliki referensi ruang kebumian (koordinat geografis). Metode regresi linier tidak cocok untuk memodelkan data spasial karena metode ini mengabaikan pengaruh lokasi. Salah satu metode untuk memodelkan data spasial adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR). Model GWR dikembangkan dari model regresi global berdasarkan regresi non parametrik (Mei, 2005). Sebelum memodelkan dengan menggunakan GWR, terlebih dahulu dilakukan pengujian dependensi dan heterogenitas spasial pada data.

### 2.4.1 Pengujian Dependensi Spasial

Pengujian dependensi spasial dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Moran's I merupakan sebuah uji statistik yang bertujuan untuk mengukur korelasi antar lokasi pada satu variabel atau dependensi spasial. Rumus untuk Moran's I adalah sebagai berikut.

$$\hat{I} = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.12)$$

dengan,

$\bar{y}$  = Rata-rata variabel  $y$

$w_{ij}$  = Elemen matrik pembobot

$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$  = Jumlahan elemen matrik pembobot

Nilai dari indeks  $I$  ini berkisar antara  $-1$  dan  $1$ . Identifikasi pola menggunakan kriteria nilai indeks  $I$ , yaitu jika  $\hat{I} > \hat{I}_0$  maka memiliki pola mengelompok (*cluster*),  $\hat{I} < \hat{I}_0$  memiliki pola menyebar. Jika  $\hat{I} = \hat{I}_0$  maka memiliki pola menyebar tidak merata (tidak ada autokorelasi), dan  $\hat{I} \neq \hat{I}_0$  berarti terjadi autokorelasi positif saat  $I$  positif dan sebaliknya terjadi autokorelasi negatif saat  $I$  negatif. Pengujian hipotesis terhadap parameter  $I$  dapat dilakukan sebagai berikut (Lee dan Wong, 2001).

$H_0 : I = 0$  (Tidak ada autokorelasi spasial/dependensi spasial)

$H_1 : I \neq 0$  (Ada autokorelasi spasial/dependensi spasial)

Statistik uji dari indeks Moran's  $I$  diturunkan dalam bentuk statistik peubah acak normal baku. Hal ini didasarkan pada teori Dalil Limit Pusat dimana untuk  $n$  yang besar dan ragam diketahui maka  $Z_I$  akan menyebar normal baku sebagai berikut.

$$Z_I = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{\text{Var}(\hat{I})}} \quad (2.13)$$

dengan,

$\hat{I}$  = indeks Moran's  $I$

$Z_I$  = nilai statistik uji indeks Moran's  $I$

$E(\hat{I})$  = nilai ekspektasi indeks Moran's  $I$

$\text{Var}(\hat{I})$  = nilai varians dari indeks Moran's  $I$

$$\hat{I}_0 = E(\hat{I}) = \frac{-1}{n-1} \quad (2.14)$$

$$\text{Var}(\hat{I}) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - [E(\hat{I})]^2 \quad (2.15)$$

dengan,

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$$

$$S_1 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (w_{ij} + w_{ji})^2}{2}$$

$$S_2 = \sum_{i=1}^n (w_{i.} + w_{.i})^2$$

Daerah kritis tolak  $H_0$  jika  $|Z_{I \text{ hitung}}| > Z_{\alpha/2}$  yang berarti bahwa terdapat dependensi spasial antar lokasi dengan  $\alpha$  adalah tingkat signifikansi.

#### 2.4.2 Pengujian Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial muncul karena kondisi data di lokasi yang satu dengan lokasi yang lain tidak sama, baik dari segi geografis, keadaan sosial-budaya maupun hal-hal lain yang melatar belakangnya (Anselin, 1998). Salah satu dampak yang ditimbulkan dari munculnya heterogenitas spasial adalah parameter regresi bervariasi secara spasial atau disebut juga terjadi nonstasioneritas spasial pada parameter regresi. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat karakteristik atau keunikan sendiri di setiap lokasi pengamatan. Adanya heterogenitas spasial dapat menghasilkan parameter regresi yang berbeda di setiap lokasi pengamatan. Heterogenitas spasial dapat diuji dengan menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan* yang mempunyai hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (homoskedastisitas)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$  (heteroskedastisitas)

Statistik uji

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \quad (2.16)$$

dengan elemen vektor  $f$  adalah  $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1\right)$  dimana  $e_i = y_i - \hat{y}_i$  dan  $Z$  merupakan matriks berukuran  $(n \times (p+1))$  yang berisi vektor yang sudah dinormal standarkan untuk setiap observasi.

Daerah penolakan : Tolak  $H_0$  jika  $BP > \chi_p^2$  atau jika  $p\text{-value} < \alpha$  dengan  $p$  adalah banyaknya prediktor, artinya terjadi heteroskedastisitas dalam model (varians antar lokasi berbeda).

## 2.5 Geographically Weighted Regression

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah pengembangan dari model regresi dimana parameter dihitung pada setiap lokasi pengamatan, sehingga setiap lokasi pengamatan mempunyai nilai parameter yang berbeda-beda. Variabel respon dalam model GWR diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut.

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.17)$$

dengan,

$y_i$  : nilai observasi variabel respon untuk lokasi ke- $i$

$x_{ik}$  : nilai observasi variabel prediktor ke- $k$  pada lokasi pengamatan ke- $i$ ,  $k = 1, 2, \dots, p$

$\beta_0(u_i, v_i)$  : intersep model regresi GWR

$\beta_k(u_i, v_i)$  : koefisien regresi variabel prediktor ke- $k$  pada lokasi pengamatan ke- $i$

$(u_i, v_i)$  : koordinat letak geografis (lintang, bujur) dari lokasi pengamatan ke- $i$

$\varepsilon_i$  : error pengamatan ke- $i$  yang diasumsikan identik, independen, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstan  $\sigma^2$

Pendugaan parameter model GWR dilakukan dengan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data diamati.



### 2.5.1 Penentuan *Bandwidth* dan Pembobot Optimum

Estimasi parameter di suatu titik  $(u_i, v_i)$  akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang dekat dengan lokasi  $(u_i, v_i)$  daripada titik-titik yang lebih jauh. Pemilihan pembobot spasial digunakan untuk menentukan besarnya pembobot masing-masing lokasi yang berbeda. Peran pembobot spasial sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan yang lainnya. Lokasi yang dekat dengan lokasi yang diamati diberi pembobot besar, sedangkan yang jauh diberi pembobot kecil (Lee dan Wong, 2001). Proses penaksiran parameter model GWR di suatu titik  $(u_i, v_i)$  membutuhkan pembobot spasial dimana pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel gaussian sebagai berikut.

$$w_j(u_i, v_i) = \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right) \quad (2.18)$$

dimana  $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$  adalah jarak Euclidean antara lokasi  $(u_i, v_i)$  ke lokasi  $(u_j, v_j)$  dan  $b$  adalah nilai parameter penghalus *bandwidth* (Lee dan Wong, 2001). *Bandwidth* merupakan radius suatu lingkaran dimana titik yang berada dalam radius lingkaran masih dianggap berpengaruh dalam bentuk membentuk parameter model lokasi  $i$ . Nilai *bandwidth* yang sangat kecil akan menyebabkan varians menjadi semakin besar. Hal itu dikarenakan jika *bandwidth* sangat kecil maka akan semakin sedikit pengamatan yang berada dalam radius  $b$ , sehingga model yang diperoleh akan sangat kasar (*under smoothing*) karena hasil estimasi menggunakan sedikit pengamatan. Sebaliknya, jika nilai *bandwidth* semakin besar maka dapat menimbulkan bias yang semakin besar. Jika *bandwidth* sangat besar maka akan semakin banyak pengamatan yang berada dalam radius  $b$ , sehingga model yang diperoleh akan terlampau halus (*over smoothing*) karena hasil estimasi menggunakan banyak pengamatan. Mertha (2008) menyatakan

bahwa *bandwidth* merupakan jarak terjauh suatu titik dengan radius  $b$  dari titik pusat lokasi yang digunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Pemilihan *bandwidth* optimum menjadi sangat penting karena akan mempengaruhi ketepatan model terhadap data, yaitu mengatur varians dan bias dari model. Metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah menggunakan metode *Cross Validation* atau *CV* yang dirumuskan sebagai berikut (Fotheringham, Brunson, dan Charlton, 2002).

$$CV(b) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b))^2 \quad (2.19)$$

dimana,

$\hat{y}_{\neq i}(b)$  : nilai estimasi  $y_i$  yang diperoleh dari proses pemodelan

$n$  : jumlah sampel

Untuk mendapatkan nilai  $b$  yang optimum maka diperoleh dari  $b$  yang menghasilkan nilai *CV* yang minimum.

### 2.5.2 Penaksiran Parameter Model GWR

Penaksiran parameter model GWR menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda pada tiap lokasi. Misalkan pembobot untuk lokasi  $(u_i, v_i)$  adalah  $w_j(u_i, v_i)$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$  maka parameter pada lokasi pengamatan  $(u_i, v_i)$  diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot  $w_j(u_i, v_i)$  pada persamaan (2.17) dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat error sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \varepsilon_j^2 = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \left[ y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{jk} \right]^2$$

Sehingga penaksiran parameter dengan metode WLS didapatkan dari persamaan dalam bentuk matriks sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= [\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)]^T \mathbf{W}(u_i, v_i) [\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)] \\
\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\
&\quad - \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \\
&\quad + \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\
\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} - 2(\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y}) \\
&\quad + \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \quad (2.20)
\end{aligned}$$

Karena  $\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} = \mathbf{y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)$

Maka Persamaan (2.20) menjadi,

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \\
&\quad + \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)
\end{aligned}$$

Jika Persamaan (2.20) didiferensialkan terhadap matriks  $\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i)$  dan hasilnya disamakan dengan nol maka diperoleh penyelesaian sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
-2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= 0 \\
-2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} &= -2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\
\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \\
\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y}
\end{aligned}$$

Estimasi parameter model GWR pada persamaan (2.21) untuk setiap lokasinya adalah

$$\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \quad (2.21)$$

Jika terdapat  $n$  lokasi sampel maka estimasi ini merupakan estimasi setiap baris dari matriks lokal parameter seluruh lokasi dan matriksnya adalah sebagai berikut.

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \beta_2(u_1, v_1) & \cdots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_2, v_2) & \beta_1(u_2, v_2) & \beta_2(u_2, v_2) & \cdots & \beta_p(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \beta_2(u_n, v_n) & \cdots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

Matriks pembobotnya merupakan matriks diagonal yang menunjukkan pembobot yang bervariasi dari setiap prediksi parameter pada lokasi  $i$  yang diformulasikan sebagai berikut.

$$W(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{in} \end{bmatrix}$$

### 2.5.3 Uji Hipotesis Model GWR

Uji hipotesis model GWR terdiri dari 2 macam, antara lain adalah sebagai berikut.

#### a. Uji Kesesuaian Model GWR

Uji kesesuaian model (*goodness of fit*) dilakukan dengan menguji kesesuaian dan koefisien parameter secara serentak, yaitu dengan mengkombinasikan uji regresi linier dengan model untuk data spasial. Pengujian kesesuaian model ini bertujuan untuk menjelaskan apakah model GWR dapat menjelaskan lebih baik dibandingkan model regresi linier atau tidak. Pengujian kesesuaian model GWR dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, \quad k = 1, 2, \dots, p, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

(tidak ada perbedaan signifikan antara model regresi global dan model GWR)

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$$

(ada perbedaan signifikan antara model regresi global dan model GWR)

Statistik uji didapatkan dengan cara menurunkan rumus SSE (*Sum Square Error*) dibawah  $H_0$  dan  $H_1$ . Dibawah  $H_0$  berarti sama

saja dengan menurunkan SSE untuk regresi global. Persamaan SSE untuk regresi global adalah sebagai berikut.

$$SSE(H_0) = \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{y} \quad (2.22)$$

dengan  $\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$  yang bersifat idempotent. Matrik idempotent adalah matriks bujur sangkar dimana berlaku  $A^2 = A$  atau  $A^n = A$  untuk suatu  $n$ .

Penurunan rumus untuk mendapatkan  $SSE(H_1)$  dengan dimisalkan  $\mathbf{x}_i^T = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$  adalah baris ke- $i$  dari matriks  $\mathbf{X}$  maka diperoleh sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \hat{y}_i &= \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) \\ &= \mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \end{aligned} \quad (2.23)$$

dimana  $\mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y}$  disebut sebagai matriks proyeksi yaitu matriks yang memproyeksikan nilai  $y$  menjadi  $\hat{y}$  pada lokasi  $(u_i, v_i)$ . Misalkan  $\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)^T$  dan  $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n)^T$  adalah vektor penaksiran nilai  $\mathbf{y}$  dan vektor error lokasi  $(u_i, v_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , maka persamaan (2.23) dapat ditulis kembali dalam bentuk  $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{L} \mathbf{y}$  sedangkan penaksir vektor errornya adalah  $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y}$  dengan,

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \\ \mathbf{x}_2^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

$\mathbf{L}$  adalah matriks berukuran  $n \times n$  dan  $\mathbf{I}$  adalah matriks identitas berukuran  $n \times n$ .

$$R_0 = (1 - \mathbf{H})^T (1 - \mathbf{H})$$

$$R_1 = (1 - \mathbf{L})^T (1 - \mathbf{L})$$

Nilai estimasi SSE dari model GWR diperoleh dengan mengkuadratkan vektor errornya yaitu sebagai berikut.

$$\begin{aligned} SSE(H_1) &= \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y} = \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y} \end{aligned} \quad (2.24)$$

Jika hipotesis null ( $H_0$ ) adalah benar berdasarkan data yang diberikan, maka nilai  $SSE(H_0)$  akan sama dengan nilai  $SSE(H_1)$ . Akibatnya ukuran  $SSE(H_1)/SSE(H_0)$  akan mendekati 1, sebaliknya jika  $H_0$  tidak benar maka nilainya cenderung mengecil (Sugiyanto, 2008). Berikut merupakan statistik uji dari kesesuaian model GWR (Fotheringham, Brunson, dan Charlton, 2002).

$$F_{hitung} = \frac{\frac{v}{SSE(H_1)}}{\delta_1} \quad (2.25)$$

menghasilkan nilai yang relatif kecil, maka dapat dikatakan bahwa hipotesis alternatif ( $H_1$ ) lebih cocok digunakan. Dengan kata lain model GWR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik daripada model regresi global. Tolak  $H_0$  jika  $F_{hitung} > F_{\alpha, df_1, df_2}$ ,

dengan  $v = tr(R_0 - R_1)$  dan  $\delta_1 = tr(R_1)$ , dimana derajat bebas

yang digunakan adalah  $df_1 = \frac{v^2}{v^*}$  dan  $df_2 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$  dengan

$$v^* = tr[(R_0 - R_1)^2] \text{ dan } \delta_2 = tr[(R_1)^2].$$

#### **b. Uji Signifikansi Parameter Model GWR**

Uji signifikansi parameter model pada setiap lokasi dilakukan dengan menguji parameter secara parsial. Uji ini dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang

berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon pada model GWR. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{g_{kk}}} \quad (2.26)$$

Estimasi parameter  $\beta(u_i, v_i)$  akan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata  $\beta(u_i, v_i)$  dan matriks varians kovarians  $\mathbf{G}\mathbf{G}^T \sigma^2$

dimana  $\mathbf{G} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i)$  maka didapatkan

$$\frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i) - \beta_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{g_{kk}}} \sim N(0, 1), \text{ dengan } g_{kk} \text{ adalah elemen}$$

diagonal ke- $k$  dari matrik  $\mathbf{G}\mathbf{G}^T$ . Statistik uji  $t$  berdistribusi  $t$

$$\text{dengan } df = \left[ \frac{\delta_1^2}{\delta_2} \right] \text{ dan } \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{SSE_{GWR}}{\frac{\delta_1^2}{\delta_2}}} \text{ dengan tingkat}$$

signifikansi  $\alpha$  dimana  $\delta_1 = tr(R_1)$  dan  $\delta_2 = tr[(R_1)^2]$ .

Daerah penolakan : Tolak  $H_0$  , jika  $|t_{hitung}| > t_{(\alpha/2; df)}$  atau jika

$$p\text{-value} < \alpha.$$

## 2.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik merupakan proses evaluasi dari model untuk mengetahui seberapa besar peluang masing-masing model yang terbentuk sudah sesuai dengan data. *AIC* (*Akaike's Information Criterion*) merupakan salah satu kriteria yang digunakan dalam pemilihan model yang terbaik. Jika dua model dibandingkan, maka model dengan nilai *AIC* yang terkecil

merupakan model yang lebih baik. Penentuan nilai AIC dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut.

$$AIC = 2n \log_e(\hat{\sigma}) + n \log_e(2\pi) + n \left\{ \frac{n + \text{tr}(\mathbf{S})}{n - 2 - \text{tr}(\mathbf{S})} \right\} \quad (2.27)$$

di mana  $\hat{\sigma}$  adalah nilai estimasi standar deviasi residual, dan  $\mathbf{S}$  adalah *hat matrix*. Selain AIC, digunakan SSE dan  $R^2$  dalam menentukan model terbaik. Model terbaik adalah model yang didapatkan dari perhitungan dengan nilai AIC dan SSE terkecil, namun  $R^2$  yang terbesar.

## 2.7 PDRB

Salah satu indikator penting untuk mengetahui kondisi ekonomi di suatu wilayah dalam suatu periode tertentu ditunjukkan oleh data Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), baik atas dasar harga berlaku maupun atas dasar harga konstan. PDRB didefinisikan sebagai jumlah nilai tambah yang dihasilkan oleh seluruh unit usaha dalam suatu wilayah tertentu, atau merupakan jumlah nilai barang dan jasa akhir yang dihasilkan oleh seluruh unit ekonomi. PDRB atas dasar harga berlaku menggambarkan nilai tambah barang dan jasa yang dihitung menggunakan harga pada setiap tahun, sedangkan PDRB atas dasar harga konstan menunjukkan nilai tambah barang dan jasa tersebut yang dihitung menggunakan harga pada satu tahun tertentu sebagai dasar, dimana dalam penghitungan ini digunakan tahun 2000. PDRB atas dasar harga berlaku dapat digunakan untuk melihat pergeseran dan struktur ekonomi, sedang harga konstan digunakan untuk mengetahui pertumbuhan ekonomi dari tahun ke tahun.

Terdapat tiga pendekatan yang digunakan dalam menghitung angka-angka PDRB, yani sebagai berikut.

1. Pendekatan nilai tambah (*value added approach*) yaitu dengan menjumlahkan seluruh nilai tambah yang dihasilkan dari setiap sektor kegiatan ekonomi.
2. Pendekatan pendapatan (*income approach*) yaitu dengan menjumlahkan semua jenis pendapatan yang diperoleh



oleh semua pemilik faktor produksi yaitu upah/gaji, sewa, bunga, dan laba.

3. Pendekatan pengeluaran (*expenditure approach*) yaitu dengan menjumlahkan seluruh pengeluaran setiap kegiatan di masing-masing sektor.

Dalam kaitannya dengan penggunaan sumber daya alam, pendekatan yang digunakan dalam perhitungan PDRB adalah pendekatan nilai tambah atau pendekatan produksi. Secara konsep ketiga pendekatan tersebut memberikan jumlah yang sama antara jumlah pengeluaran dengan jumlah barang dan jasa akhir yang dihasilkan dan harus sama pula dengan jumlah pendapatan untuk faktor-faktor produksinya.

Penyusunan PDRB suatu daerah merupakan salah satu upaya daerah tersebut dalam memberikan informasi yang jelas tentang gambaran pembangunan ekonomi, situasi, kondisi dan potensi suatu daerah sehingga memudahkan pemerintah maupun pihak swasta dalam menentukan kebijakan pembangunan di daerah tersebut.

## **2.8 Faktor-faktor Pencemaran Lingkungan**

Dewasa ini, pembangunan tidak hanya meningkatkan kualitas ekonomi, tetapi disisi lain juga merusak lingkungan. Dalam jangka panjang kondisi ini mungkin akan menimbulkan kerugian, karena biaya yang dibutuhkan untuk memperbaiki lingkungan lebih besar dari manfaat ekonomi yang diperoleh.

Pada tahun 2009 Kementrian Lingkungan Hidup (KLH) bekerja sama dengan DANIDA (*Danish International Development Agency*) menunjuk tim konsultan untuk menyusun indeks kualitas lingkungan. Sejak tahun 2008 BPS juga mengembangkan indeks kualitas lingkungan perkotaan. Dari berbagai seminar yang diadakan oleh BPS dan *focus discussion group* (FGD) yang diadakan oleh KLH bekerjasama dengan DANIDA, suatu indeks pengukuran pencemaran lingkungan, yaitu IKLH (Indeks Kualitas Lingkungan Hidup).

Konsep IKLH, seperti yang dikembangkan oleh BPS,

hanya mengambil tiga indikator kualitas lingkungan yaitu kualitas air sungai, kualitas udara, dan tutupan hutan. Berbeda dengan BPS, IKLH dihitung pada tingkat provinsi sehingga akan didapat indeks tingkat nasional. Perbedaan lain dari konsep yang dikembangkan oleh BPS adalah setiap parameter pada setiap indikator digabungkan menjadi satu nilai indeks. Berikut ini merupakan penjelasan dari masing-masing indeks pencemaran lingkungan yang akan digunakan dalam penelitian.

### **2.8.1 Kualitas Air Sungai**

Air, terutama air sungai mempunyai peranan yang sangat strategis dalam kehidupan manusia dan makhluk hidup lainnya. Data dari BPS menunjukkan bahwa pada tahun 2007 sekitar 3 persen rumah tangga di Indonesia menjadikan sungai sebagai sumber air minum. Selain itu air sungai juga menjadi sumber air baku untuk berbagai kebutuhan lainnya, seperti industri, pertanian dan pembangkit tenaga listrik. Di lain pihak sungai juga dijadikan tempat pembuangan berbagai macam limbah sehingga tercemar dan kualitasnya semakin menurun.

Karena peranannya tersebut, maka sangat layak jika kualitas air sungai dijadikan indikator kualitas lingkungan hidup. Selain kualitasnya, sebenarnya ketersediaan air sungai (debit air) juga perlu dijadikan indikator. Namun karena data yang tidak tersedia, maka debit air untuk sementara tidak dimasukkan sebagai indikator.

Perhitungan indeks untuk indikator kualitas air sungai dilakukan berdasarkan Keputusan Menteri Negara Lingkungan Hidup Nomor 115 Tahun 2003 tentang Pedoman Penentuan Status Mutu Air. Dalam pedoman tersebut dijelaskan antara lain mengenai penentuan status mutu air dengan metoda indeks pencemaran (*Pollution Index* – PI).

Menurut definisinya  $PI_j$  adalah indeks pencemaran bagi peruntukan  $j$  yang merupakan fungsi dari  $L_{ij}$ , dimana  $C_i$  menyatakan konsentrasi parameter kualitas air  $i$  dan  $L_{ij}$  menyatakan konsentrasi parameter kualitas air  $i$  yang dicantumkan dalam baku peruntukan air  $j$ . Dalam hal ini

peruntukan yang akan digunakan adalah klasifikasi mutu air kelas II berdasarkan Peraturan Pemerintah Nomor 82 Tahun 2001 tentang Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air.

Formula penghitungan indeks pencemaran adalah:

$$PI_j = \sqrt{\frac{(C_i/L_{ij})_M^2 + (C_i/L_{ij})_R^2}{2}} \quad (2.28)$$

dimana :

$(C_i/L_{ij})_M$  adalah nilai maksimum dari  $C_i/L_{ij}$

$(C_i/L_{ij})_R$  adalah nilai rata-rata dari  $C_i/L_{ij}$

Pada prinsipnya nilai  $PI_j > 1$  mempunyai arti bahwa air sungai tersebut tidak memenuhi baku peruntukan air j, dalam hal ini mutu air kelas II. Penghitungan indeks kualitas air dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Setiap lokasi dan waktu pemantauan kualitas air sungai dianggap sebagai satu sampel.
2. Menghitung indeks pencemaran setiap sampel untuk parameter TSS, DO, dan COD.
3. Menghitung persentase jumlah sampel yang mempunyai nilai  $PI_j > 1$ , terhadap total jumlah sampel pada tahun yang bersangkutan.
4. Melakukan normalisasi dari rentang nilai 0% - 100% (terbaik – terburuk) jumlah sampel dengan nilai  $PI_j > 1$ , menjadi nilai indeks dalam skala 0 – 100 (terburuk – terbaik).

Setiap provinsi diwakili oleh satu sungai yang dipilih berdasarkan kriteria sebagai berikut:

1. Sungai tersebut lintas provinsi, atau
2. Sungai prioritas untuk dikendalikan pencemarannya.

Daftar nama-nama sungai di setiap provinsi disajikan pada Lampiran 2.

### 2.8.2 Kualitas Udara

Kualitas udara, terutama di kota-kota besar dan metropolitan, sangat dipengaruhi oleh kegiatan transportasi.

Pada tahun 2008 kegiatan transportasi di Indonesia diperkirakan mengemisikan CO<sub>2</sub> , CH<sub>4</sub>, dan N<sub>2</sub>O masing-masing sebesar 83 juta ton, 24 ribu ton, dan 3,9 ribu ton.

Data kualitas udara didapatkan dari pemantauan di 193 bukota kabupaten/kota dengan menggunakan metode *passive sampling*, dan dilakukan empat kali per tahun di lokasi-lokasi yang mewakili daerah permukiman, industri, dan padat lalu lintas kendaraan bermotor. Sedangkan parameter yang diukur adalah SO<sub>2</sub> dan NO<sub>2</sub>.

Pengukuran kualitas udara yang dilakukan sebanyak empat kali per tahun dianggap mewakili kualitas udara tahunan untuk masing-masing parameter. Nilai konsentrasi tahunan setiap parameter adalah rata-rata dari nilai konsentrasi triwulanan. Selanjutnya nilai konsentrasi rata-rata tersebut dikonversikan menjadi nilai indeks dalam skala 0 – 100 untuk setiap ibukota provinsi. Perhitungan untuk nilai indeks pencemaran udara adalah sebagai berikut.

$$IP_{NO_2} = \{-0,2 \times (0,177 \times \text{Konsentrasi}_{NO_2})\} + 100 \quad (2.29)$$

$$IP_{SO_2} = \{-0,2 \times (0,625 \times \text{Konsentrasi}_{SO_2})\} + 100 \quad (2.30)$$

$$IPU = \frac{IP_{NO_2} + IP_{SO_2}}{2} \quad (2.31)$$

dimana :

$IP_{NO_2}$  = Indeks Pencemaran NO<sub>2</sub>

$IP_{SO_2}$  = Indeks Pencemaran SO<sub>2</sub>

IPU = Indeks Pencemaran Udara

### 2.8.3 Tutupan Hutan

Hutan merupakan salah satu komponen yang penting dalam ekosistem. Selain berfungsi sebagai penjaga tata air, hutan juga mempunyai fungsi mencegah terjadinya erosi tanah, mengatur iklim, dan tempat tumbuhnya berbagai plasma nutfah yang sangat berharga bagi kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi. Berdasarkan klasifikasi yang telah ditetapkan hutan

terbagi atas hutan primer dan hutan sekunder. Hutan primer adalah hutan yang belum mendapatkan gangguan atau sedikit sekali mendapat gangguan manusia. Sedangkan hutan sekunder adalah hutan yang tumbuh melalui suksesi sekunder alami pada lahan hutan yang telah mengalami gangguan berat seperti lahan bekas pertambangan, peternakan, dan pertanian menetap.

Untuk menghitung indeks tutupan hutan yang pertama kali dilakukan adalah menjumlahkan luas hutan primer dan hutan sekunder untuk setiap provinsi. Nilai indeks didapatkan dengan rumus sebagai berikut.

$$ITH = \frac{LHP + LHS}{LKH} \quad (2.32)$$

dimana :

ITH = Indeks Tutupan Hutan

LHP = Luas Hutan Primer

LHS = Luas Hutan Sekunder

LKH= Luas Kawasan Hutan berdasarkan keputusan Menteri Kehutanan

#### **2.8.4 Kepadatan Penduduk**

Kepadatan penduduk adalah banyaknya penduduk per satuan luas. Kepadatan penduduk menunjukkan jumlah penduduk untuk setiap kilometer persegi luas wilayah. Luas wilayah yang dimaksud adalah luas seluruh daratan pada suatu wilayah administrasi. Kepadatan penduduk berguna sebagai dasar kebijakan pemerataan penduduk dalam program transmigrasi. Todaro (2000) juga mengemukakan bahwa cepatnya pertumbuhan penduduk di Negara-negara berkembang telah menyusutkan persediaan tanah, air dan bahan bakar kayu didaerah pedesaan serta menimbulkan masalah krisis kesehatan di daerah perkotaan. Selain itu lonjakan penduduk juga mengakibatkan degradasi lingkungan atau pengikisan sumber daya alam yang jumlahnya sangat terbatas.

### **2.9 Sistem Koordinat Geografi**

Sistem koordinat geografi digunakan untuk menunjukkan

suatu titik di bumi berdasarkan *latitude* (lintang) dan *longitude* (bujur). Garis lintang adalah garis vertikal yang mengukur sudut antara suatu titik dengan garis khatulistiwa. Garis horisontal menunjukkan garis lintang yang berada di antara dua kutub bumi. Titik di utara garis khatulistiwa dinamakan lintang utara, sedangkan titik di selatan khatulistiwa dinamakan lintang selatan. Kutub utara bumi berada pada  $90^\circ$  lintang utara ( $+90^\circ$ ), kutub selatan bumi berada pada  $90^\circ$  lintang selatan ( $-90^\circ$ ), sedangkan garis khatulistiwa berada pada  $0^\circ$ . Lokasi yang berada di bawah khatulistiwa memiliki *latitude* positif dan lokasi yang berada di bawah khatulistiwa memiliki *latitude* negatif (Kupper, 2005). Garis bujur yaitu horisontal yang mengukur sudut antara suatu titik dengan titik nol di bumi yaitu Greenwich di London Britania Raya yang merupakan titik bujur  $0^\circ$  atau  $360^\circ$  yang diterima secara internasional. Titik di barat bujur  $0^\circ$  dinamakan bujur barat dan memiliki *longitude* negatif, sedangkan titik di timur  $0^\circ$  dinamakan bujur timur dan memiliki *longitude* positif. Menurut Kupper, suatu titik di bumi dapat dideskripsikan dengan menggabungkan kedua pengukuran tersebut.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Sumber Data**

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2013 yaitu data PDRB atas dasar harga konstan. Variabel lingkungan yang diduga mempengaruhi diperoleh melalui Kementerian Lingkungan Hidup yaitu data indeks kualitas udara, air sungai, dan indeks tutupan hutan tahun 2013 berupa data publikasi. Selain itu, data kepadatan penduduk juga diperoleh melalui BPS. Unit penelitian ini adalah 33 provinsi di Indonesia. Data selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 1, dan data mengenai koordinat lintang bujur Indonesia diperoleh dari data publikasi BAKOSURTANAL (Badan Koordinasi Survey dan Pemetaan Nasional) terdapat pada Lampiran 2. Analisis penelitian menggunakan software Minitab 16, GeoDa, ArcView, dan program R.

#### **3.2 Variabel Penelitian**

Variabel penelitian yang digunakan terbagi menjadi dua, yaitu variabel respon (y) dan variabel prediktor (x) dengan unit penelitian 33 provinsi di Indonesia tahun 2013. Berikut merupakan penjelasan masing-masing variabel.

1. PDRB atas dasar harga konstan di masing-masing provinsi (Y)
2. Indeks kualitas udara ( $X_1$ )  
Merupakan penghitungan nilai konsentrasi rata-rata pencemaran  $\text{NO}_2$  dan  $\text{SO}_2$  yang dikonversikan menjadi nilai indeks dalam skala 0 – 100 untuk setiap ibukota provinsi. Nilai indeks ini berkisar antara 0 sampai dengan 100, dimana apabila nilai tersebut semakin mendekati 100 mengindikasikan kualitas udara di wilayah tersebut



semakin baik. Perhitungan untuk nilai indeks pencemaran udara mengikuti Persamaan (2.31).

3. Indeks kualitas air sungai ( $X_2$ )  
Merupakan penghitungan terhadap kualitas air sungai dengan mengukur parameter TSS, DO, dan COD. Nilai indeks kualitas air sungai berkisar antara 0 sampai dengan 100, dimana semakin mendekati 100 mengindikasikan kualitas air sungai di wilayah tersebut semakin baik. Formula penghitungan indeks pencemaran air sungai mengikuti Persamaan (2.28).
4. Indeks tutupan hutan ( $X_3$ )  
Merupakan penghitungan antara jumlah luas hutan primer dengan luas hutan sekunder, dibagi dengan luas kawasan hutan berdasarkan keputusan menteri. Nilai ini kemudian dijadikan indeks dengan skala 0-100, dimana semakin mendekati 100 mengindikasikan kawasan hutan di provinsi tersebut semakin baik.  
Nilai indeks didapatkan dengan rumus pada Persamaan (2.32).
5. Kepadatan penduduk ( $X_4$ )  
Merupakan hasil bagi dari jumlah penduduk terhadap luas wilayah di tiap provinsi dalam satuan ( $\text{jiwa}/\text{km}^2$ ).

**Tabel 3.1** Struktur Data Penelitian

i	Nama Provinsi	$u_i$	$v_i$	$y_i$	$X_{1,i}$	$X_{2,i}$	$X_{3,i}$	$X_{4,i}$
1	Bali	$u_1$	$v_1$	$y_1$	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$
2	Bangka Belitung	$u_2$	$v_2$	$y_2$	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
33	Sumatera Utara	$u_{33}$	$v_{33}$	$y_{33}$	$X_{1,33}$	$X_{2,33}$	$X_{3,33}$	$X_{4,33}$

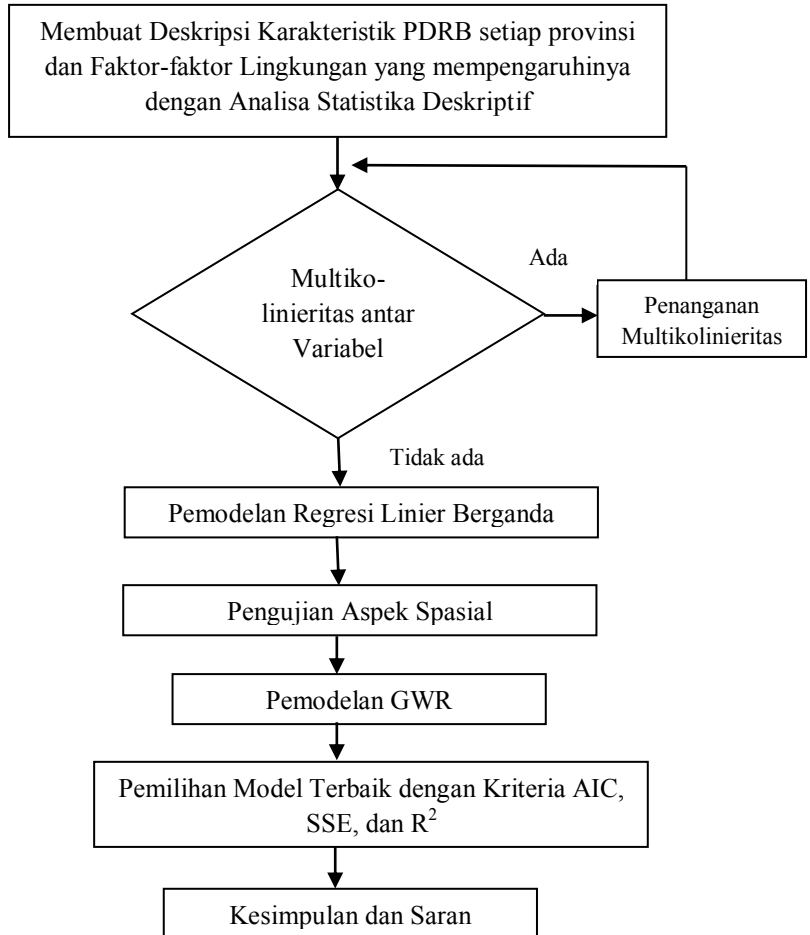
### 3.3 Langkah Analisis

Metode analisis data yang dipergunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik PDRB dan faktor-faktor pencemaran lingkungan yang diduga mempengaruhi pada setiap provinsi dengan menggunakan statistika deskriptif.
2. Mendeteksi dan mengatasi kasus multikolinieritas berdasarkan nilai VIF
3. Menganalisis model regresi linier berganda dengan langkah-langkah sebagai berikut.
  - a. Melakukan penaksiran parameter model regresi linier berganda.
  - b. Melakukan pengujian signifikansi parameter model regresi linier berganda secara serentak dan individu.
  - c. Melakukan pengujian asumsi residual model regresi linier berganda.
4. Melakukan pengujian aspek data spasial, uji dependensi serta heterogenitas spasial pada PDRB setiap provinsi.
5. Melakukan pemodelan GWR dengan langkah-langkah sebagai berikut.
  - a. Menghitung jarak *euclidian* antar lokasi pengamatan berdasarkan letak geografis. Jarak *euclidian* antar lokasi  $i$  yang terletak pada koordinat  $(u_i, v_i)$  terhadap lokasi yang terletak pada koordinat  $(u_j, v_j)$ .
  - b. Menentukan *bandwidth* optimum dengan kriteria CV.
  - c. Menentukan pembobot yang optimum dengan fungsi pembobot *Fix Gaussian Kernel*.
  - d. Menghitung nilai penaksir parameter model GWR.
  - e. Menguji parameter model GWR, uji kesesuaian parameter model regresi linier dengan parameter model GWR, serta uji signifikansi parameter model GWR secara serentak dan individu.
6. Membandingkan nilai AIC, SSE, dan  $R^2$  model regresi linier dengan model GWR untuk mendapatkan model terbaik, dimana model dengan nilai AIC dan SSE yang minimum, dengan  $R^2$  yang lebih tinggi merupakan model terbaik.
7. Melakukan interpretasi model yang didapatkan dan menarik kesimpulan dari hasil analisis.

### 3.4 Diagram Alir

Tahapan analisis dirangkum dan disajikan dalam bentuk diagram alir sebagai berikut.



**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian

## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini membahas beberapa hal untuk menjawab rumusan masalah dalam penelitian, yaitu mengenai karakteristik PDRB provinsi di Indonesia tahun 2013 dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya. Selanjutnya, disusun model regresi yang menyatakan hubungan antara PDRB dan faktor-faktor yang mempengaruhinya dengan metode regresi linier berganda (global) dan *Geographically Weighted Regression* (GWR).

#### **4.1 Deskripsi PDRB dan Faktor yang Mempengaruhi**

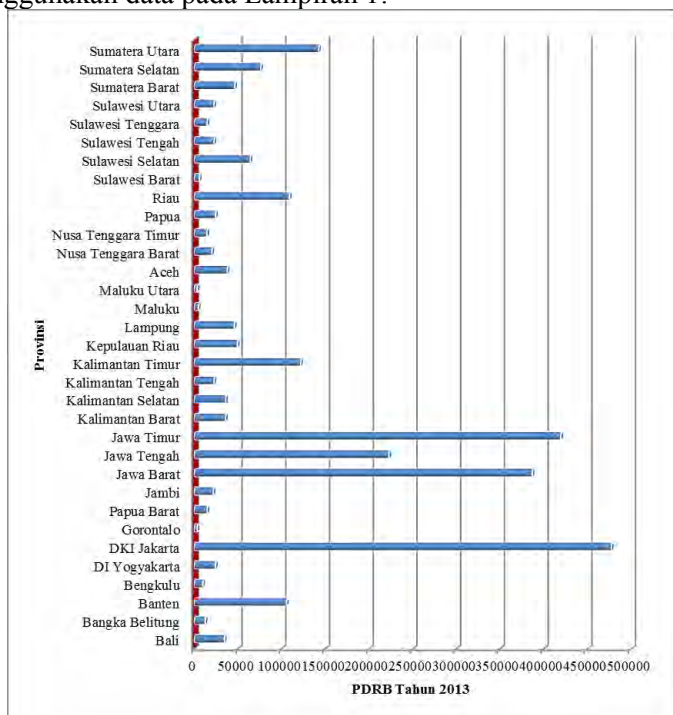
Provinsi di Indonesia pada tahun 2013 secara administratif terdiri dari 33 provinsi. Setiap provinsi memiliki karakteristik dari segi lingkungan dan perilaku, hal ini berlaku pada PDRB dan faktor yang diduga mempengaruhinya. Semua variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dideskripsikan dengan statistika deskriptif antara lain berdasarkan nilai rata-rata, nilai varians atau keragaman data, nilai minimum, dan nilai maksimum dari data. Secara visualisasi untuk memudahkan analisis deskriptif, maka setiap variabel penelitian dikategorikan dalam 3 (tiga) kelompok yaitu rendah, sedang, dan tinggi dengan menggunakan metode *Natural Breaks*. Berikut ini dipaparkan deskripsi variabel yang digunakan dalam penelitian.

##### **4.1.1 PDRB Provinsi Tahun 2013**

PDRB antar provinsi di Indonesia menunjukkan terjadinya disparitas dalam hal pendapatan dan kesejahteraan. Menurut Tambunan (2001), faktor-faktor penyebab disparitas antar provinsi di Indonesia antara lain adalah perbedaan kondisi geografis antar wilayah, konsentrasi kegiatan ekonomi wilayah, alokasi investasi, tingkat mobilitas, faktor produksi antar daerah, kurang lancarnya perdagangan antar provinsi karena kurang memadainya infrastruktur dan perbedaan sumber daya alam (SDA). Dinamika spasial pendapatan antar provinsi di Indonesia memperlihatkan ketidakseimbangan antar daerah. Daerah dengan

sumber daya yang tinggi mengalami perkembangan ekonomi jauh lebih cepat dibandingkan daerah yang sumber dayanya rendah. PDRB yang menjadi objek penelitian disini adalah PDRB atas dasar harga konstan, yakni penghitungan PDRB berdasarkan harga tetap atau konstan pada tahun tertentu dengan mengabaikan faktor inflasi. PDRB atas dasar harga konstan bertujuan untuk melihat perkembangan PDRB atau perekonomian secara riil yang kenaikannya/pertumbuhannya tidak dipengaruhi oleh adanya perubahan harga atau inflasi/deflasi.

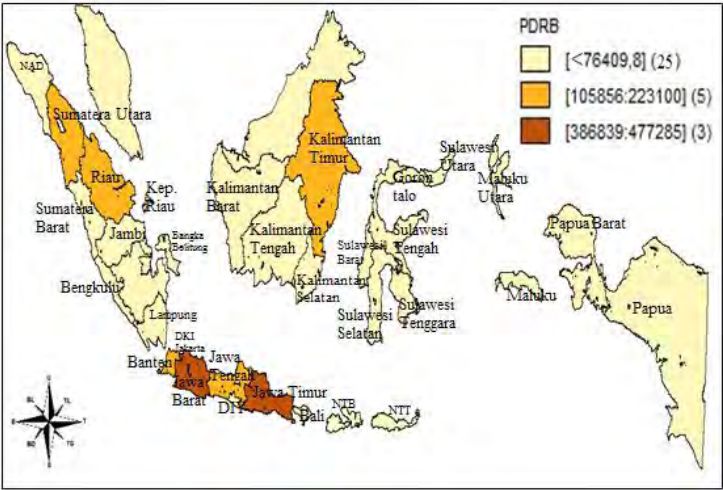
Berikut ini disajikan PDRB provinsi di Indonesia tahun 2013 untuk mengetahui karakteristik di wilayah tersebut dengan menggunakan data pada Lampiran 1.



**Gambar 4.1** PDRB Provinsi di Indonesia Tahun 2013 (Miliar Rupiah)

Gambar 4.1 menampilkan PDRB pada tahun 2013 dengan nilai tertinggi berada di Provinsi DKI Jakarta, Provinsi Jawa Timur, dan Provinsi Jawa Barat dengan masing-masing nilai yaitu sebesar Rp. 477.285 Miliar, Rp. 419.428 Miliar, dan Rp. 386.838 Miliar. Sektor industri, perdagangan, dan jasa adalah penyumbang PDRB terbesar bagi Provinsi DKI Jakarta (BRS BPS Provinsi DKI Jakarta, 2013). Pesatnya pertumbuhan ketiga sektor tersebut, menjadikan DKI Jakarta sebagai provinsi dengan PDRB tertinggi. Selain itu, secara umum struktur ekonomi Jawa Timur jika dilihat dari struktur PDRB didominasi oleh tiga sektor, antara lain pertanian, industri manufaktur dan perdagangan, hotel, dan restoran. Peran masing-masing sektor tersebut pada tahun 2013 untuk sektor pertanian 14,90%, industri manufaktur dan perdagangan sebesar 26,61%, sedangkan sektor hotel dan restoran menyumbang 31,21% (BRS BPS Provinsi Jawa Timur, 2013). Indonesia kini memiliki 232 kawasan industri, dengan 32 kawasan industri diantaranya berada di Jawa Timur. Pesatnya pertumbuhan ketiga sektor tersebut menjadikan Jawa Timur sebagai provinsi dengan PDRB tertinggi kedua setelah DKI Jakarta. Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) tahun 2013 di Jawa Barat tumbuh sebesar 6,06 persen dibandingkan dengan tahun 2012 (BRS Provinsi Jawa Barat). Pertumbuhan tertinggi terjadi di sektor pengangkutan dan komunikasi sebesar 9,66 persen.

PDRB terendah berada di Provinsi Gorontalo yaitu sebesar Rp. 3.647 Miliar. Hal ini dikarenakan beberapa sektor penyumbang PDRB di Gorontalo mengalami pertumbuhan yang negatif. Sektor-sektor tersebut antara lain sektor pertambangan dan penggalian, sektor bangunan, sektor pengangkutan dan komunikasi serta sektor jasa. Rata-rata PDRB di Indonesia adalah Rp. 80.638,51 Miliar, sedangkan standar deviasi dengan nilai sebesar 121.653 miliar rupiah, menunjukkan bahwa antar provinsi memiliki PDRB yang sangat bervariasi. PDRB tahun 2013 menyebar antar provinsi yang disajikan pada Gambar 4.2.



**Gambar 4.2** Persebaran PDRB di Indonesia Tahun 2013  
(Miliar Rupiah)

**Tabel 4.1** Pengelompokan Provinsi Berdasarkan PDRB

Kategori		Provinsi	
Rendah	1. Gorontalo	14. Kalimantan Tengah	
	2. Maluku Utara	15. D.I Yogyakarta	
	3. Maluku	16. Papua	
	4. Sulawesi Barat	17. Bali	
	5. Bengkulu	18. Kalimantan Barat	
	6. Bangka Belitung	19. Kalimantan Selatan	
	7. NTT	20. NAD	
	8. Sulawesi Tenggara	21. Lampung	
	9. Papua Barat	22. Sumatera Barat	
	10. NTB	23. Kepulauan Riau	
	11. Jambi	24. Sulawesi Selatan	
	12. Sulawesi Utara	25. Sumatera Selatan	
	13. Sulawesi Tengah		
Sedang	1. Banten	4. Sumatera Utara	
	2. Riau	5. Jawa Tengah	
	3. Kalimantan Timur		
Tinggi	1. Jawa Barat	3. DKI Jakarta	
	2. Jawa Timur		

Gambar 4.2 dan Tabel 4.1 menunjukkan pembagian PDRB apabila dibagi menjadi 3 kelompok, yakni rendah, sedang, dan tinggi. Kelompok provinsi dengan kategori PDRB rendah yaitu kurang dari Rp. 76.409,8 Miliar terdiri dari 25 provinsi. Kelompok provinsi dengan kategori PDRB sedang yaitu berada pada *range* Rp. 105.856 Miliar sampai dengan Rp. 223.100 Miliar terdiri dari 5 provinsi. Terdapat 3 provinsi dengan kategori PDRB tinggi yaitu pada *range* Rp. 386.839 Miliar sampai dengan Rp. 477.285 Miliar, yaitu DKI Jakarta, Jawa Timur, dan Jawa Barat. Berdasarkan pengelompokan tersebut maka sebagian besar provinsi di Indonesia terklasifikasi pada kategori rendah. Berdasarkan hasil analisis pemetaan, terlihat bahwa variasi PDRB di Pulau Jawa sangat beragam apabila dibandingkan dengan pulau lain. Hal ini dikarenakan terdapat 3 kategori (atau 3 warna) yang tersebar di Pulau Jawa, mulaidari kategori rendah hingga tinggi, yang mengindikasikan bahwa persebaran PDRB dalam pulau tersebut belum merata. Sedangkan untuk provinsi lain yang berada di luar Pulau Jawa umumnya tergolong memiliki PDRB kategori rendah dan sedang. Hal tersebut membuktikan bahwa provinsi di Pulau Jawa mempunyai PDRB yang lebih tinggi dibandingkan provinsi lain. Sehingga, dapat disimpulkan pembangunan ekonomi masih cenderung terkonsentrasi di Pulau Jawa.

#### 4.1.2 Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi PDRB

Terdapat beberapa faktor yang diduga mempengaruhi PDRB provinsi di Indonesia. Penelitian ini menggunakan 4 (empat) variabel yang diduga mempengaruhi PDRB dari segi lingkungan. Berikut merupakan karakteristik dari 4 (empat) variabel tersebut yang disajikan pada Tabel 4.2 (Lampiran 3).

**Tabel 4.2** Nilai Statistika Deskriptif Faktor yang Diduga Mempengaruhi PDRB

Variabel	Rata-rata	Varians	Koefisien Variasi	Minimum	Maksimum
X <sub>1</sub>	82,52	141,58	0,144	41,51	96,94
X <sub>2</sub>	52,77	53,56	0,138	34,71	65,56
X <sub>3</sub>	58,28	357,19	0,324	30,92	99,51



**Tabel 4.2 (Lanjutan)**

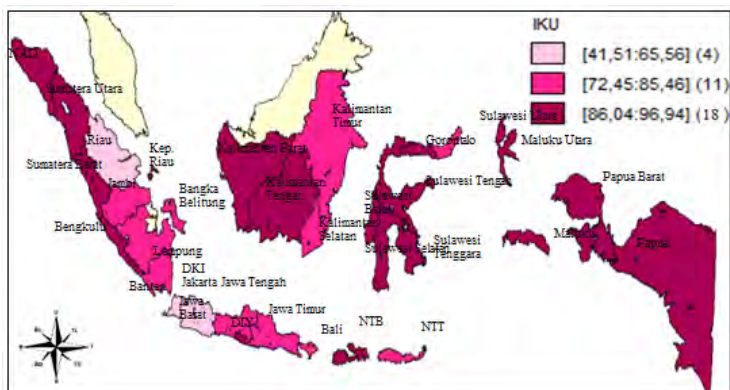
Variabel	Rata-rata	Varians	Koefisien Variasi	Minimum	Maksimum
$X_4$	716	6.732.130	3,62	9	15.015

Berdasarkan Tabel 4.2 terlihat bahwa keragaman variabel yang diduga mempengaruhi PDRB cukup bervariasi. Berikut merupakan deskripsi dari 4 (empat) variabel yang diduga mempengaruhi PDRB.

#### **4.1.2.1 Indeks Kualitas Udara ( $X_1$ )**

Indeks Kualitas Udara (IKU) adalah suatu nilai yang menunjukkan mutu atau tingkat kebaikan udara menurut sifat-sifat unsur pembentuknya. IKU merupakan gambaran (indikator) individual polusi udara yang berhubungan menjadi suatu nilai sehingga mudah dimengerti oleh masyarakat awam. IKU dihitung berdasarkan emisi dari dua polutan udara yaitu sulfur dioksida ( $SO_2$ ) dan nitrogen dioksida ( $NO_2$ ). Kedua jenis polutan ini dijadikan sebagai komponen IKU karena pengaruh keduanya yang sangat signifikan terhadap kehidupan manusia.

Nilai Indeks kualitas udara berkisar antara 0 sampai dengan 100, dimana apabila nilai tersebut semakin mendekati 100 mengindikasikan kualitas udara di wilayah tersebut semakin baik. Tabel 4.2 menunjukkan bahwa rata-rata IKU ( $X_1$ ) adalah 82,52 yang berarti bahwa rata-rata indeks kualitas udara di Indonesia baik. Nilai variansnya sebesar 141,58 menunjukkan bahwa indeks kualitas udara di suatu provinsi dengan provinsi lainnya memiliki keragaman yang tinggi. Berikut disajikan pemetaan indeks kualitas udara di setiap provinsi tahun 2013 yang dibagi menjadi 3 kategori, yakni kategori rendah, sedang, dan tinggi.



**Gambar 4.3** Indeks Kualitas Udara (IKU) Tahun 2013

**Tabel 4.3** Pengelompokan Provinsi Berdasarkan IKU

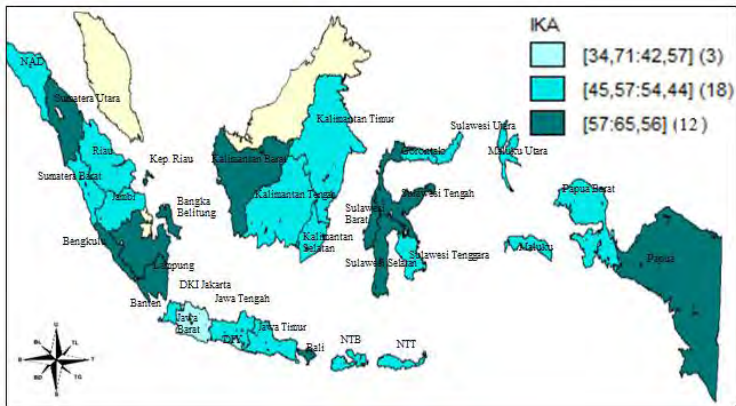
Kategori	Provinsi	
Rendah	1. DKI Jakarta	3. Banten
	2. Riau	4. Jawa Barat
Sedang	1. Jawa Timur	7. Sumatera Selatan
	2. Lampung	8. Sulawesi Utara
	3. Jawa Tengah	9. Bangka Belitung
	4. Kalimantan Selatan	10. Kalimantan Timur
	5. Bali	11. Jambi
	6. NTT	
Tinggi	1. D.I Yogyakarta	11. Papua
	2. Sumatera Barat	12. Kalimantan Tengah
	3. Sulawesi Tenggara	13. Gorontalo
	4. Sulawesi Barat	14. Maluku
	5. NTB	15. Papua Barat
	6. Bengkulu	16. NAD
	7. Kalimantan Barat	17. Kepulauan Riau
	8. Sumatera Utara	18. Maluku Utara
	9. Sulawesi Tengah	
	10. Sulawesi Selatan	

Berdasarkan Gambar 4.3 dan Tabel 4.3, pengelompokan IKU dengan 3 kategori menghasilkan 4 provinsi yang tergolong rendah, 11 provinsi yang tergolong sedang, dan 18 provinsi tergolong tinggi. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa terdapat 18 provinsi yang memiliki indeks kualitas udara diatas 86,

mengindikasikan bahwa kualitas udaranya tergolong sangat baik. Provinsi Maluku Utara memiliki nilai indeks tertinggi yakni sebesar 96,94. Indeks dengan kategori tinggi pada umumnya terdapat di Indonesia bagian timur, seperti Sulawesi, Papua, Maluku, dan Kalimantan, dikarenakan masih mempunyai kawasan hutan yang cukup luas bila dibandingkan provinsi lain karena belum banyak terganggu oleh pembangunan industri. Hal ini sangat bertolak belakang apabila dibandingkan dengan kualitas udara di pulau Jawa yang pada umumnya masuk ke dalam kategori sedang dan rendah, dikarenakan tingginya kegiatan industri, polusi dari asap kendaraan bermotor, dan kepadatan penduduk yang tinggi. Provinsi dengan IKU terendah berada di Provinsi DKI Jakarta dengan nilai indeks sebesar 41,51. Hasil ini menunjukkan bahwa Provinsi DKI Jakarta dengan aktivitas sosial ekonominya yang tinggi serta ruang terbuka hijau yang semakin sempit karena tergerus oleh pembangunan pemukiman, sarana dan prasarana wilayah, gedung-gedung kantor dan kawasan industri memiliki kualitas udara yang lebih rendah dibandingkan provinsi lainnya.

#### **4.1.2.2 Indeks Kualitas Air sungai ( $X_2$ )**

Kualitas air sungai merupakan salah satu indikator terjadinya pencemaran lingkungan di suatu wilayah. Seperti halnya dengan IKU, Indeks kualitas air sungai (IKA) juga berkisar antara 0 sampai dengan 100 dimana semakin mendekati 100 mengindikasikan kualitas air sungai di wilayah tersebut semakin baik. Berdasarkan Tabel 4.2 menunjukkan bahwa rata-rata IKA ( $X_2$ ) adalah 52,77 yang berarti bahwa rata-rata indeks kualitas air sungai di Indonesia masuk dalam kategori yang tidak terlalu baik. Nilai variansnya sebesar 53,56 menunjukkan bahwa indeks kualitas air sungai di suatu provinsi dengan provinsi lainnya memiliki keragaman yang tinggi. Berikut disajikan pemetaan indeks kualitas air sungai di setiap provinsi tahun 2013.



**Gambar 4.4** Indeks Kualitas Air sungai (IKA) Tahun 2013

**Tabel 4.4** Pengelompokan Provinsi Berdasarkan IKA

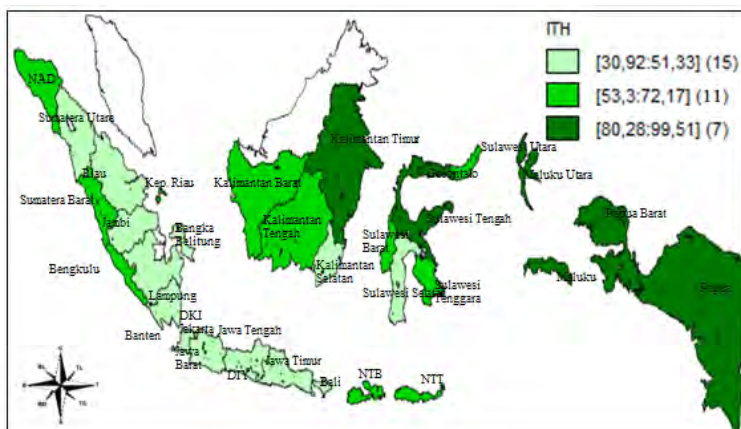
Kategori	Provinsi	
Rendah	1. DKI Jakarta	3. D.I Yogyakarta
	2. Jawa Barat	
Sedang	1. Jawa Tengah	10. Gorontalo
	2. Maluku	11. Kalimantan Tengah
	3. Kalimantan Selatan	12. NTT
	4. Banten	13. Jambi
	5. Sulawesi Utara	14. NAD
	6. Kalimantan Timur	15. Maluku Utara
	7. Riau	16. Sumatera Barat
	8. Jawa Timur	17. NTB
	9. Sulawesi Tenggara	18. Papua Barat
Tinggi	1. Bali	7. Kalimantan Barat
	2. Sulawesi Barat	8. Lampung
	3. Sulawesi Selatan	9. Sumatera Selatan
	4. Papua	10. Bengkulu
	5. Kepulauan Riau	11. Bangka Belitung
	6. Sumatera Utara	12. Sulawesi Tengah

Berdasarkan Gambar 4.4 dan Tabel 4.4, terlihat bahwa kategori tinggi indeks kualitas air sungai ( $X_2$ ) terjadi di 12 provinsi dengan rentang 57 sampai dengan 65,56 dengan 3 (tiga) provinsi tertinggi berturut-turut memiliki IKA sebesar 65,56 (Sulawesi Tengah), 64,25 (Bangka Belitung), dan 64,12 (Bengkulu). Sedangkan 3 (tiga) provinsi yang memiliki indeks kualitas air sungai terendah

adalah D.I Yogyakarta, Jawa Barat, dan DKI Jakarta berturut-turut sebesar 42,57; 41,80; dan 34,71. Pulau Jawa memiliki kualitas air sungai yang lebih rendah dibandingkan provinsi lainnya di Indonesia, karena sebagian besar provinsinya mempunyai kategori kualitas rendah dan sedang. Berdasarkan informasi dari PPE (Pusat Pengelolaan Ekoregion) Jawa tahun 2013, dapat disimpulkan bahwa sebanyak sembilan daerah aliran sungai (DAS) di Jawa sudah dianggap berbahaya. Sembilan DAS tersebut yaitu Bengawan Solo, Brantas, Ciliwung, Cisadane, Cimanuk, Citarum, Citanduy, Progo, dan Serayu. Berbagai limbah industri dan kegiatan rumah tangga telah menyebabkan menurunnya kualitas air sungai. Selain itu, kepadatan penduduk di Pulau Jawa yang tinggi juga merupakan salah satu penyebab rendahnya kualitas air sungai di pulau tersebut.

#### **4.1.2.3 Indeks Tutupan Hutan ( $X_3$ )**

Indonesia merupakan negara dengan tutupan hutan tropis terbesar ketiga di dunia. Namun, pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa rata-rata ITH ( $X_3$ ) adalah 58,28 yang berarti bahwa rata-rata indeks tutupan hutan di Indonesia masuk dalam kategori yang mengkhawatirkan. Nilai varians sebesar 357,19 menunjukkan bahwa indeks tutupan hutan di suatu provinsi dengan provinsi lain sangat bervariasi. Berikut disajikan pemetaan indeks tutupan hutan (ITH) di setiap provinsi di Indonesia tahun 2013.



**Gambar 4.5** Indeks Tutupan Hutan (ITH) Tahun 2013

**Tabel 4.5** Pengelompokan Provinsi Berdasarkan ITH

Kategori	Provinsi	
Rendah	1. Lampung	9. Kalimantan Selatan
	2. DKI Jakarta	10. Sumatera Utara
	3. D.I Yogyakarta	11. Jambi
	4. Bangka Belitung	12. Jawa Timur
	5. Banten	13. Sulawesi Selatan
	6. Sumatera Selatan	14. Riau
	7. Bali	15. Jawa Tengah
	8. Jawa Barat	
Sedang	1. Kepulauan Riau	7. Sumatera Barat
	2. Bengkulu	8. Sulawesi Barat
	3. Kalimantan Barat	9. Kalimantan Tengah
	4. NTT	10. Sulawesi Tenggara
	5. Sulawesi Utara	11. NAD
	6. NTB	
Tinggi	1. Gorontalo	5. Maluku Utara
	2. Kalimantan Timur	6. Papua
	3. Sulawesi Tengah	7. Papua barat
	4. Maluku	

Berdasarkan Gambar 4.5 dan Tabel 4.5, dapat diketahui bahwa indeks tutupan hutan di setiap provinsi sangat bervariasi dengan rentang antara 30,92 hingga 99,51. Indeks tutupan hutan terbesar di Indonesia berada di Provinsi Papua Barat dan Papua, yakni dengan indeks sebesar 99,51 dan 97,44. Berdasarkan

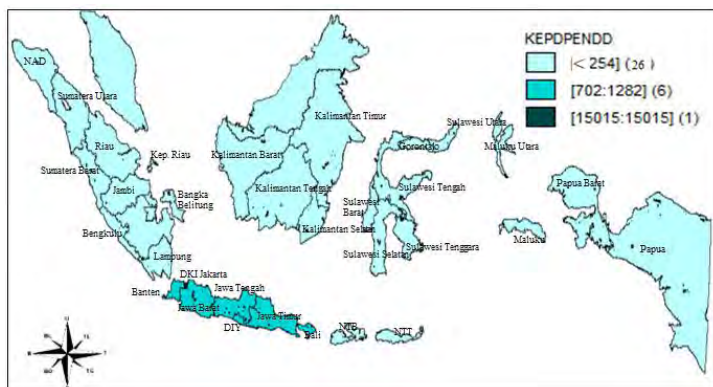
informasi Kementerian Lingkungan Hidup tahun 2013, provinsi dengan luas hutan terbesar adalah gabungan provinsi Papua dan Papua Barat dengan 40,5 juta ha. Disusul oleh Provinsi Kalimantan Tengah (15,3 juta ha), dan Kalimantan Timur (14,6 juta ha). Hal ini dikarenakan Papua mempunyai kawasan hutan yang luas dan masih sangat terjaga kelestariannya, karena belum banyak terganggu oleh pembangunan industri.

Sementara itu, provinsi dengan ITH terendah adalah Provinsi Lampung dengan indeks sebesar 30,92. Berdasarkan informasi dari Kementerian Lingkungan Hidup, pada tahun 2013 terdapat 1.500 hektar hutan yang rusak akibat pembalakan liar di Kabupaten Lampung Barat. Sedangkan ITH terendah kedua berada di Provinsi DKI Jakarta karena mempunyai luas hutan tersempit di Indonesia (475 h).

Sebagian besar provinsi di Indonesia memiliki indeks tutupan hutan kategori rendah yakni sebanyak 15 provinsi, sedangkan dengan kategori tinggi sebanyak 7 provinsi. Indeks tutupan hutan untuk provinsi di Pulau Jawa masuk dalam kategori rendah, dengan provinsi yang terendah terdapat di Provinsi DKI Jakarta. Berbagai kegiatan industri dan kepadatan penduduk yang tinggi, telah mengakibatkan DKI Jakarta kehilangan tutupan hutan yang cukup besar, disamping luas wilayah provinsi tersebut yang juga tidak terlalu besar.

#### **4.1.2.4 Kepadatan Penduduk ( $X_4$ )**

Indonesia selain mempunyai wilayah yang luas, juga mempunyai jumlah penduduk yang besar. Jumlah penduduk yang besar mengakibatkan dampak negatif karena meningkatkan pencemaran lingkungan di wilayah tersebut. Berikut ini disajikan penyebaran kepadatan penduduk di masing-masing provinsi di Indonesia.



**Gambar 4.6** Kepadatan Penduduk di Indonesia Tahun 2013

**Tabel 4.6** Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Kepadatan Penduduk

Kategori	Provinsi	
Rendah	1. Papua Barat	14. NAD
	2. Papua	15. Sumatra Selatan
	3. Kalimantan Tengah	16. Bengkulu
	4. Kalimantan Timur	17. Gorontalo
	5. Kalimantan Barat	18. Kalimantan Selatan
	6. Maluku Utara	19. NTT
	7. Maluku	20. Sumatra Barat
	8. Sulawesi Tengah	21. Sulawesi Utara
	9. Sulawesi Tenggara	22. Sulawesi Selatan
	10. Jambi	23. Sumatra Utara
	11. Riau	24. Kepulauan Riau
	12. Sulawesi Barat	25. Lampung
	13. Bangka Belitung	26. NTB
Sedang	1. Bali	4. D.I Yogyakarta
	2. Jawa Timur	5. Banten
	3. Jawa Tengah	6. Jawa Barat
Tinggi	1. DKI Jakarta	

Gambar 4.6 dan Tabel 4.6 menunjukkan bahwa terjadi ketimpangan kepadatan penduduk antara Pulau Jawa dan pulau lainnya. Terlihat bahwa kepadatan penduduk di Jawa jauh lebih tinggi, yakni hampir 3 kali lipat jika dibandingkan dengan pulau lainnya. Provinsi DKI Jakarta dengan kepadatan penduduk yang tertinggi yakni sebesar 15.015 jiwa/km<sup>2</sup>. Sedangkan kepadatan



paling rendah adalah provinsi Papua Barat dengan kepadatan sebesar 9 jiwa/km<sup>2</sup>. Berdasarkan Tabel 4.2 diketahui bahwa rata-rata kepadatan penduduk di Indonesia adalah sebesar 716 jiwa/km<sup>2</sup>. Sebanyak 26 provinsi mempunyai kepadatan penduduk yang rendah, yakni kurang dari 254 jiwa/km<sup>2</sup>. Enam provinsi di pulau Jawa mempunyai kepadatan penduduk yang sedang, yakni berada pada rentang 702 jiwa/km<sup>2</sup> sampai dengan 1.282 jiwa/km<sup>2</sup>. Sedangkan Provinsi DKI Jakarta dengan kepadatan penduduk tertinggi, yakni 15.015 jiwa/km<sup>2</sup>. Kepadatan penduduk di Indonesia mempunyai keragaman yang tinggi dibanding variabel yang lain. Hal ini terlihat pada Tabel 4.2, koefisien variasi variabel kepadatan penduduk mempunyai nilai yang tertinggi. Hal ini mengakibatkan konsentrasi berbagai kegiatan pembangunan, perekonomian, dan kegiatan industri sebagian besar terfokus di Pulau Jawa yang memiliki kepadatan penduduk tertinggi.

#### **4.2 Analisis dengan *Geographically Weighted Regression***

Analisis menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) bertujuan untuk mengetahui variabel yang berpengaruh terhadap PDRB. Langkah pertama adalah melakukan analisis multikolinieritas untuk mengetahui ada tidaknya hubungan antar variabel bebas (prediktor) kemudian dilanjutkan dengan pemodelan regresi linier berganda (global), antara lain estimasi parameter, uji signifikansi parameter secara serentak maupun parsial, dan uji asumsi residual. Model regresi global digunakan untuk mengetahui variabel prediktor mana saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap PDRB provinsi tanpa melibatkan faktor lokasi pengamatan.

Langkah berikutnya melakukan uji aspek spasial, jika ditemukan adanya dependensi atau heterogenitas spasial maka analisis dilanjutkan dengan pemodelan menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) hingga terpilih model terbaik antara regresi global dan GWR dengan membandingkan AIC, SSE, dan R<sup>2</sup>.

#### 4.2.1 Deteksi Multikolinieritas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi dengan beberapa variabel prediktor adalah tidak ada kasus multikolinieritas atau tidak terdapat korelasi antara satu variabel prediktor dengan variabel prediktor yang lain. Apabila asumsi tersebut dilanggar maka taksiran parameter yang diperoleh menjadi bias. Variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini ada 4 variabel seperti yang dijelaskan pada subbab 3.2. Pada penelitian ini, pendeteksian multikolinieritas dengan menggunakan nilai VIF masing-masing variabel prediktor yang disajikan pada tabel 4.7 sebagai berikut dengan hasil selengkapnya tersaji pada Lampiran 4.

**Tabel 4.7** Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF
$X_1$	2,592
$X_2$	1,524
$X_3$	1,466
$X_4$	1,946

Tabel 4.7 menunjukkan nilai VIF dari variabel prediktor  $X_1$  hingga  $X_4$ . Berdasarkan tabel tersebut, tidak terdapat variabel prediktor dengan nilai VIF lebih dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi kasus multikolinieritas atau tidak terdapat hubungan antar variabel prediktor. Analisis kemudian dapat dilanjutkan dengan pemodelan regresi linier berganda dengan menggunakan empat variabel prediktor tersebut

#### 4.2.2 Penaksiran Parameter dan Pemodelan PDRB Menggunakan Regresi Linier Berganda

Nilai penaksir parameter model regresi linier diperoleh dengan menggunakan estimasi *Ordinary Least Square* (OLS), seperti yang disajikan pada Tabel 4.8 sesuai Lampiran 5.

**Tabel 4.8** Estimasi Parameter Model Regresi Linier

Parameter	Estimasi
$\hat{\beta}_0$	16,4
$\hat{\beta}_1$	-0,059
$\hat{\beta}_2$	-0,0022
$\hat{\beta}_3$	-0,0159

**Tabel 4.8** (Lanjutan)

Parameter	Estimasi
$\hat{\beta}_4$	-0,000009

Berdasarkan Tabel 4.8, dapat diketahui bahwa koefisien dari variabel prediktor  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ , dan  $X_4$  bernilai negatif.

Variabel respon dalam penelitian ini menggunakan fungsi ln agar memenuhi asumsi residual normal. Model regresi global yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\ln \hat{Y} = 16,4 - 0,059X_1 - 0,0022X_2 - 0,0159X_3 - 0,000009X_4$$

Agar memudahkan dalam interpretasi, maka pemodelan PDRB data dituliskan sebagai berikut.

$$\hat{Y} = e^{16,4 - 0,059X_1 - 0,0022X_2 - 0,0159X_3 - 0,000009X_4}$$

Setiap penambahan satu satuan indeks kualitas udara, maka penurunan PDRB adalah sebesar  $e^{0,059} = 1,060775$  atau Rp. 1.060.775.000 dengan asumsi variabel lain tetap. Setiap penambahan satu satuan indeks kualitas air sungai, maka penurunan PDRB adalah sebesar  $e^{0,0022} = 1,002202$  atau Rp. 1.002.202.000 dengan asumsi variabel lain tetap. Apabila terjadi penambahan satu satuan indeks tutupan hutan, maka akan mengakibatkan penurunan PDRB sebesar  $e^{0,0159} = 1,016027$  atau Rp. 1.016.027.000 dengan asumsi variabel lain tetap. Sedangkan bila terjadi penambahan penduduk sebesar 1 jiwa/km<sup>2</sup>, maka akan mengakibatkan penurunan PDRB adalah sebesar  $e^{0,000009} = 1,000009$  atau Rp. 1.000.009.000 dengan asumsi variabel lain tetap.

Nilai  $R^2$  yang dihasilkan dari model tersebut mendekati 50 persen yaitu sebesar 48,5 persen, diartikan bahwa model yang terbentuk dapat menjelaskan variabel PDRB sebesar 48,5 persen, sedangkan 51,5 persen sisanya dijelaskan oleh variabel lain di luar model. Model regresi global pada persamaan di atas mempunyai tanda koefisien yang negatif, artinya antara variabel prediktor dan respon saling berbanding terbalik. Berdasarkan model tersebut dapat disimpulkan bahwa semakin kecil  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$

(yang berarti bahwa kualitas udara, air sungai, dan tutupan hutan di wilayah tersebut semakin buruk), maka nilai PDRB di provinsi tersebut akan semakin tinggi. Model yang terbentuk sejalan dengan teori ekonomi lingkungan, yakni *Environmental Cuznet Curve*, yang menyatakan bahwa penurunan kualitas lingkungan atau degradasi lingkungan, pencemaran air sungai sungai, perluasan pembukaan hutan, menggambarkan perekonomian wilayah tersebut sedang berkembang, sehingga berbagai kegiatan industri yang menggerakkan perekonomian meningkatkan PDRB di suatu wilayah (Panayotou Theodore, 2003).

Nilai estimasi parameter yang telah diperoleh, selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter baik secara serentak dan parsial untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap model.

#### 4.2.3 Uji Signifikansi Parameter Regresi Linier untuk PDRB

Nilai estimasi parameter yang telah diperoleh tersebut kemudian diuji signifikansi parameter secara serentak dan parsial untuk mengetahui pengaruh dari variabel prediktor yang digunakan. Pengujian parameter model regresi linier berganda secara serentak disajikan pada Tabel 4.9 dengan hasil selengkapnya tersaji pada Lampiran 5. Hipotesis untuk uji signifikansi parameter secara serentak pada model regresi linier berganda sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, 3, 4$$

**Tabel 4.9** Pengujian Model Regresi Linier Berganda secara Serentak

Sumber Variasi	Derajat Bebas	Jumlah Kuadrat	Rata-rata Kuadrat	$F_{hitung}$	p-value
Regresi	4	25,4252	6,3563	6,58	0,001*
Error	28	27,0514	0,9661		
Total	32	52,4765			

\*) signifikan pada  $\alpha$  lebih dari 1%

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.9, didapatkan  $F_{hitung}$  sebesar 6,58 dan p-value sebesar 0,001. Berdasarkan nilai p-value, maka pengujian menghasilkan kesimpulan tolak  $H_0$

dengan menggunakan taraf signifikansi ( $\alpha$ ) lebih dari 1%. Hal ini berarti pemodelan dengan regresi linier berganda secara serentak menghasilkan parameter yang signifikan atau paling tidak terdapat satu parameter model regresi yang berpengaruh signifikan.

Selanjutnya untuk mengetahui variabel prediktor mana saja yang memberikan pengaruh secara signifikan, maka dilakukan pengujian parameter secara parsial yang disajikan pada Tabel 4.10 dengan hasil uji selengkapnya tersaji pada Lampiran 5. Uji parameter secara parsial terhadap model regresi linier berganda dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0; k = 1, 2, 3, 4$$

**Tabel 4.10** Pengujian Model Regresi Linier Berganda secara Parsial

Parameter	$T_{hitung}$	p-value	Keputusan
$\beta_0$	8,26	0,000	
$\beta_1$	-2,51	0,018*	Tolak $H_0$
$\beta_2$	-0,07	0,941	Gagal Tolak $H_0$
$\beta_3$	-1,43	0,164*	Tolak $H_0$
$\beta_4$	-0,09	0,927	Gagal Tolak $H_0$

\*) signifikan pada  $\alpha$  lebih dari 20%

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.10, pengujian menghasilkan kesimpulan tolak  $H_0$  dengan menggunakan taraf signifikansi ( $\alpha$ ) lebih dari 20%. Apabila taraf signifikansi ( $\alpha$ ) yang diambil adalah 20% sehingga menghasilkan  $t_{(\frac{\alpha}{2}, n-p-1)} = t_{(0,10;28)} = 1,313$  maka dapat dikatakan bahwa variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap model secara parsial adalah variabel indeks kualitas udara ( $X_1$ ) dan variabel indeks tutupan hutan ( $X_3$ ), karena memiliki nilai  $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-p-1)}$ .

#### 4.2.4 Pemeriksaan Asumsi Residual Regresi Linier untuk PDRB

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak dan parsial, maka langkah selanjutnya adalah melakukan

pengujian asumsi residual identik, independen, dan berdistribusi normal. Hasil analisis selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 6. Berikut ini merupakan uji asumsi residual.

#### a. Uji Asumsi Residual Identik

Salah satu uji asumsi dalam regresi OLS adalah varians residual harus bersifat homoskedastisitas (bersifat identik) atau tidak terjadi kasus heteroskedastisitas. Cara mengidentifikasi adanya kasus heteroskedastisitas adalah dengan *Breusch-Pagan*. Apabila nilai dari  $\theta > \chi^2_{(\alpha; k)}$ , dimana  $\theta$  adalah statistik uji dari *Breusch-Pagan*, dan  $k$  adalah banyaknya variabel prediktor, maka keputusan yang diambil adalah tolak  $H_0$ , artinya asumsi residual identik tidak terpenuhi. Berikut adalah hasil analisis uji *Breusch-Pagan* dengan hasil selengkapnya tersaji pada Lampiran 6.

**Tabel 4.11** Uji Asumsi Residual Identik

Pengujian	Statistik Uji	$\chi^2_{(0,05;4)}$	Keputusan
<i>Breusch-Pagan</i>	0,7195	9,49	Gagal Tolak $H_0$

\*) dengan taraf nyata 5%

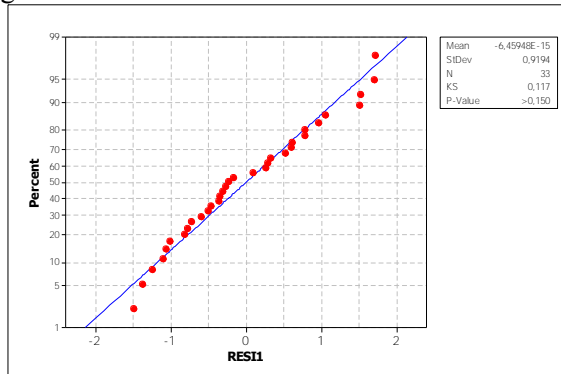
Tabel 4.11 merupakan hasil pengujian asumsi identik dengan *Breusch-Pagan*. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, dapat disimpulkan gagal tolak  $H_0$ . Hal ini dikarenakan nilai dari  $\theta < \chi^2_{(\alpha; k)} (0,7195 < 9,49)$ . Sehingga, dapat disimpulkan bahwa asumsi varians residual homogen (identik) terpenuhi.

#### b. Uji Asumsi Residual Independen

Uji asumsi residual independen digunakan untuk mengetahui adanya hubungan antar residual. Statistik uji yang digunakan adalah *Durbin-Watson*. Berdasarkan Lampiran 6 diperoleh nilai  $d=1,2587$  dengan nilai  $p - value$  0,01095 sehingga diputuskan tolak  $H_0$  karena  $p - value$  kurang dari  $\alpha$  (0,05). Hal tersebut menunjukkan bahwa asumsi residual independen tidak terpenuhi. Pada penelitian ini, asumsi tidak terpenuhinya residual independen tidak diatasi. Hal ini dikarenakan apabila asumsi tersebut diatasi, maka variabel yang berpengaruh signifikan berkurang.

### c. Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Uji residual berdistribusi normal yaitu dilakukan dengan uji Kolmogorov Smirnov.



**Gambar 4.7** Probability Plot Residual Regresi Linier Berganda

Berdasarkan Gambar 4.7, menunjukkan bahwa titik merah menyebar mendekati garis lurus yang berarti residual model telah berdistribusi normal. Berdasarkan  $p$ -value diperoleh nilai lebih dari 0,150, sehingga diambil keputusan gagal tolak  $H_0$  karena  $p$ -value  $> \alpha$  (0,05).

Berdasarkan hasil pengujian terhadap residual tersebut, disimpulkan bahwa residual pada model regresi linier berganda telah memenuhi asumsi identik dan berdistribusi normal tetapi tidak memenuhi asumsi independen. Selanjutnya, sebelum dilakukan pemodelan dengan menggunakan *Geographically Weighted Regression*, terlebih dahulu dilakukan pengujian aspek spasial dari data.

#### 4.2.5 Uji Aspek Spasial dari Data

Pengujian aspek spasial dari data berupa uji dependensi spasial dan heterogenitas spasial. Hasil analisis pengujian aspek spasial selengkapnya terdapat pada Lampiran 7.

##### a. Uji Dependensi Spasial

Uji dependensi spasial dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Pengujian dependensi

spasial dilakukan dengan uji Moran's I. Berikut merupakan hasil pengujian depedensi spasial.

**Tabel 4.12** Pengujian Aspek Spasial Morans' I

Pengujian	<i>P-value</i>	Keputusan
Moran's I	$1,41 \times 10^{-6}$	Tolak $H_0$

Berdasarkan Tabel 4.12 didapatkan keputusan tolak  $H_0$  karena didapatkan nilai *p-value* yang sangat kecil (kurang dari 1%), yang berarti bahwa terdapat depedensi atau korelasi antar wilayah. Kemudian, dilakukan pengujian dari segi heterogenitas spasialnya.

#### **b. Uji Heterogenitas Spasial**

Uji heterogenitas spasial dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat karakteristik atau keunikan sendiri di setiap lokasi pengamatan. Pengujian ini menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan*. Hasil pengujian dihasilkan nilai pada tabel sebagai berikut.

**Tabel 4.13** Pengujian Aspek Spasial Breusch-Pagan

Pengujian	Statistik Uji	<i>P-value</i>	Keputusan
Breusch-Pagan	1.293	0,8626	Gagal Tolak $H_0$

Tabel 4.13 menunjukkan statistik uji BP sebesar 1,293 dan *p-value* sebesar 0,8626. Nilai *p-value*  $> \alpha$  (0,05) maka diputuskan gagal tolak  $H_0$  atau dengan menggunakan statistik uji diperoleh  $BP < \chi^2_{0,05;4}$  (1,293 kurang dari 9,49 pada  $\alpha$  5%) yang artinya varians di tiap lokasi sama (homogen). Meskipun tidak memenuhi asumsi heterogenitas spasial, namun sesuai dengan batasan masalah maka analisis tetap dilanjutkan dengan menggunakan metode GWR.

#### **4.2.6 Penaksiran Parameter Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) untuk PDRB**

Langkah awal yang dilakukan untuk mendapatkan model *Geographically Weighted Regression* adalah menentukan titik koordinat lintang dan bujur tiap lokasi (Lampiran 2), menghitung jarak Euclidean (Lampiran 9), dan menentukan nilai bandwidth optimum berdasarkan kriteria *Cross Validation* (CV). Nilai bandwidth optimum sebesar 8,117971 seperti yang terdapat pada



Lampiran 8. Langkah selanjutnya adalah menentukan matriks pembobot dengan fungsi kernel *Fix Gaussian* dan menaksir parameter model *Geographically Weighted Regression*. Matriks pembobot yang diperoleh untuk tiap lokasi kemudian digunakan untuk membentuk model, sehingga tiap lokasi memiliki model yang berbeda. Estimasi parameter model *Geographically Weighted Regression* tertera pada Tabel 4.14 dan hasil selengkapnya tersaji pada Lampiran 10.

**Tabel 4.14** Estimasi Parameter Model GWR

Parameter	Minimum	Maksimum
$\hat{\beta}_0$	14,57	21,51
$\hat{\beta}_1$	-0,1697	-0,0015
$\hat{\beta}_2$	-0,0435	0,0075
$\hat{\beta}_3$	-0,0152	0,0011
$\hat{\beta}_4$	-0,0002	0,00005

Berdasarkan  $R^2$  dari model GWR diperoleh nilai sebesar 65,98 persen, yang artinya model tersebut mampu menjelaskan variabel PDRB sebanyak 65,98 persen. Sehingga, pemodelan PDRB masing-masing provinsi di Indonesia menggunakan pendekatan *Geographically Weighted Regression* (GWR) bila ditinjau berdasarkan nilai  $R^2$  merupakan model yang lebih baik jika dibandingkan dengan model regresi linier berganda (global), karena  $R^2$  yang dihasilkan lebih tinggi. Selanjutnya, dilakukan pengujian terhadap parameter model GWR.

#### **4.2.7 Uji Hipotesis Model *Geographically Weighted Regression***

Pengujian hipotesis model *Geographically Weighted Regression* (GWR) terdiri dari dua macam pengujian, yaitu uji kesesuaian model GWR dan uji signifikansi parameter model GWR.

##### **a. Uji Kesesuaian Model GWR**

Pengujian parameter yang harus dilakukan terlebih dahulu adalah menguji kesamaan antara model regresi linier berganda dengan model GWR. Hal tersebut bertujuan untuk mengetahui apakah model GWR menghasilkan model yang lebih baik dari

model linier. Hipotesis untuk pengujian ini adalah sebagai berikut.

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, 4$  (tidak ada perbedaan signifikan antara model regresi global dan model GWR)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$  (ada perbedaan signifikan antara model regresi global dan model GWR)

Pada taraf signifikansi ( $\alpha$ ) 20%, diperoleh nilai  $F_{(0,20;6,8741;21,1259)}$  sebesar 1,56798 dan  $F_{hitung}$  sebesar 1,5838 sesuai pada Lampiran 11, sehingga diputuskan tolak  $H_0$  yang artinya terdapat perbedaan signifikan antara model regresi global dan model GWR.

#### b. Uji Signifikansi Parameter Model GWR

Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter model pada tiap lokasi dengan menguji parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon di tiap lokasi pengamatan. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$

$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; i = 1, 2, \dots, 33; k = 1, 2, 3, 4$

Pada taraf signifikansi ( $\alpha$ ) 20%, diperoleh nilai  $t_{(0,20/2;21,1259)} = 1,323$ . Berikut disajikan variabel yang signifikan di tiap Provinsi di Indonesia tahun 2013 pada Tabel 4.15 sebagai berikut dengan hasil selengkapnya tersaji pada Lampiran 13, 14, dan 15.

**Tabel 4.15** Variabel Signifikan di Tiap Provinsi

Provinsi	Variabel Signifikan
Bali	$X_1$
Bangka Belitung	$X_1$
Banten	$X_1$
Bengkulu	$X_1, X_2$
DI Yogyakarta	$X_1$
DKI Jakarta	$X_1$
Gorontalo	$X_1, X_4$

**Tabel 4.15 (Lanjutan)**

Provinsi	Variabel Signifikan
Papua Barat	$X_1$
Jambi	$X_1$
Jawa Barat	$X_1$
Jawa Tengah	$X_1$
Jawa Timur	$X_1$
Kalimantan Barat	$X_1$
Kalimantan Selatan	$X_1$
Kalimantan Tengah	$X_1$
Kalimantan Timur	$X_1$
Kepulauan Riau	-
Lampung	$X_1$
Maluku	$X_1$
Maluku Utara	$X_1$
Aceh	-
Nusa Tenggara Barat	$X_1$
Nusa Tenggara Timur	$X_1, X_4$
Papua	$X_1$
Riau	-
Sulawesi Barat	$X_1$
Sulawesi Selatan	$X_1, X_4$
Sulawesi Tengah	$X_1$
Sulawesi Tenggara	$X_1$
Sulawesi Utara	$X_1$
Sumatera Barat	-
Sumatera Selatan	$X_1$
Sumatera Utara	-

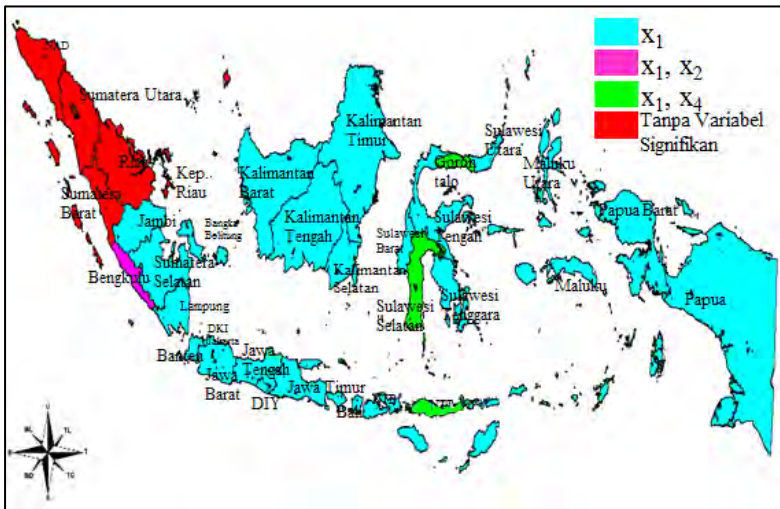
Berdasarkan Tabel 4.15, diketahui bahwa variabel yang signifikan di masing-masing provinsi berbeda-beda. Apabila dibentuk kelompok berdasarkan variabel yang signifikan, maka terbentuk 4 kelompok. Berikut ini disajikan pengelompokan berdasarkan variabel yang signifikan.

**Tabel 4.16** Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Variabel Signifikan

No	Variabel yang Signifikan	Provinsi
1	$X_1$	Bangka Belitung, Jambi, Sumatera Selatan, Lampung, Banten, DI Yogyakarta, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa timur, Bali, NTB, Kalimantan Barat, Kalimantan Selatan

**Tabel 4.16** (Lanjutan)

No	Variabel yang Signifikan	Provinsi
1	$X_1$	Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Maluku, Maluku Utara, Sulawesi Barat, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Utara, Papua Barat, Papua.
2	$X_1, X_2$	Bengkulu
3	$X_1, X_4$	Gorontalo, NTT, Sulawesi Selatan
4	Tanpa Variabel Signifikan	NAD, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Kepulauan Riau, Riau, Jambi, Bengkulu, Lampung, DKI Jakarta, Banten, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Bali, DIY, Yogyakarta, Kalimantan Barat, Kalimantan Selatan, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Sulawesi Barat, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Utara, Maluku, Maluku Utara, Papua Barat, Papua.



**Gambar 4.8** Peta Persebaran Provinsi Berdasarkan Variabel Signifikan

Berdasarkan Tabel 4.16 dan Gambar 4.8, terlihat pengelompokan provinsi berdasarkan variabel yang signifikan, yakni terbentuk 4 kelompok. Variabel indeks kualitas udara ( $X_1$ ) signifikan pada 24 Provinsi di Indonesia, yakni pada semua provinsi di Pulau Jawa, Pulau Kalimantan, Bali, NTB, dan Papua. Variabel  $X_1$  signifikan pada Provinsi Jawa Timur dikarenakan indeks kualitas udara di provinsi tersebut sangat rendah (urutan 5 terbawah dari seluruh provinsi di Indonesia). Indeks yang sangat

rendah tersebut menggambarkan kualitas udara yang buruk di provinsi tersebut. Penyebab rendahnya kualitas udara di Provinsi Jawa Timur adalah penyumbang struktur PDRB yang didominasi oleh tiga sektor, salah satunya adalah industri manufaktur (26,61%). Indonesia tahun 2013 memiliki 232 kawasan industri, dengan 32 kawasan industri diantaranya berada di Jawa Timur. Jumlah kawasan industri di Jawa Timur yang cukup besar, turut menyumbang pemasukan bagi PDRB provinsi tersebut, namun disisi lain juga mengakibatkan rendahnya kualitas udara di Jawa Timur. Selain itu, Provinsi Maluku Utara dengan variabel yang signifikan mempengaruhi PDRB juga  $X_1$ , dikarenakan provinsi tersebut mempunyai indeks kualitas udara tertinggi di Indonesia. Indeks yang tinggi tersebut menggambarkan kualitas udara di Maluku Utara sangat baik. Hal ini dikarenakan kegiatan perekonomian di Maluku Utara terbesar disumbangkan bukan dari sektor industri, melainkan pertanian dan perkebunan yakni minyak kayu putih. Sehingga, kualitas udara di provinsi tersebut masih terjaga dari polusi udara industri. Namun, tingginya variabel  $X_1$  menyebabkan PDRB di Maluku Utara menempati posisi terendah kedua setelah Gorontalo (karena pada model persamaan diperoleh tanda negatif antara  $X_1$  dan  $y$ ).

Kelompok tanpa variabel signifikan yakni NAD, Sumatra Utara, Sumatera Barat, Kepulauan Riau, dan Riau. Hal ini dikarenakan pada kelima provinsi tersebut, sektor yang menjadi penyumbang PDRB tertinggi adalah sektor pertambangan minyak bumi, emas, dan perak. Namun, pertambangan yang dilakukan di kelima provinsi tersebut menjaga kestabilan ekosistem dan lingkungan, karena terkait dengan undang-undang otonomi daerah setempat yang menerapkannya dengan sangat ketat. Oleh karena itu, faktor lingkungan tidak terlalu mempengaruhi PDRB di provinsi tersebut.

#### **4.2.8 Pemodelan GWR Tiap Provinsi**

Model GWR yang didapatkan berbeda di masing-masing provinsi. Berikut merupakan model GWR Jawa Timur. Hasil

estimasi parameter dan pemodelan di masing-masing provinsi selengkapnya terdapat pada Lampiran 12 dan Lampiran 16.

$$Y = \exp(16,965 - 0,076X_1)$$

Berdasarkan model regresi lokal tersebut, dapat diketahui bahwa setiap penambahan satu satuan indeks kualitas udara, maka akan mengakibatkan penurunan PDRB di Jawa Timur sebesar  $e^{0,076} = 1,078963$  atau menurun sebesar Rp. 1.078.963.000 dengan asumsi variabel lain tetap. Semakin baik kualitas udara (semakin tinggi), akan menurunkan nilai PDRB. Hal ini dikarenakan kualitas udara yang memburuk sebagai akibat berbagai kegiatan industri, polusi dari kendaraan bermotor, dimana kedua hal tersebut sebagai penggerak utama perekonomian yang menyumbang peningkatan terhadap PDRB, namun disisi lain menurunkan kualitas udara. Oleh karena itu, sudah seharusnya pemerintah provinsi menerapkan pembangunan yang berkelanjutan, yang tidak hanya memperhatikan dari segi ekonomi saja namun juga menyeimbangkannya dengan aspek lingkungan, sehingga kesejahteraan masyarakat akan lebih terjamin.

#### **4.2.9 Pemilihan Model Terbaik**

Untuk mengetahui model mana yang terbaik, perlu dilakukan pemilihan model terbaik dari kedua model yaitu model regresi linier berganda dan model *Geographically Weighted Regression* (GWR). Kriteria yang digunakan untuk pemilihan model terbaik adalah nilai AIC dari tiap model, dimana nilai AIC untuk model global terdapat pada Lampiran 17, dan AIC GWR pada Lampiran 10. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC minimum. Selain itu juga dilihat pada nilai  $R^2$  dan SSE dari masing-masing model (Lampiran 5 dan Lampiran 10). Berikut disajikan perbandingan nilai AIC,  $R^2$ , dan SSE dari kedua model.

**Tabel 4.17** Perbandingan Model Regresi Global dan GWR

<b>Model</b>	<b>AIC</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>SSE</b>
Regresi Linier Berganda (Global)	95,095	48,5	27,0514
<i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR)	83,12	65,98	17,8517

Berdasarkan Tabel 4.17, model *Geographically Weighted Regression* memiliki nilai AIC dan SSE yang lebih kecil dibandingkan model global. Selain itu, dari segi R<sup>2</sup>, model GWR memberikan R<sup>2</sup> yang lebih tinggi dibanding dengan model regresi global. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model GWR merupakan model yang lebih baik dibandingkan dengan model regresi global.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan analisis dan pembahasan penelitian yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan bahwa provinsi yang tergolong dalam kelompok PDRB tinggi adalah DKI Jakarta, Jawa Timur, dan Jawa Barat. Indeks kualitas udara tertinggi menunjukkan bahwa kualitas udara yang sangat baik, terdapat di Provinsi Maluku Utara, sedangkan terendah di Provinsi DKI Jakarta. Provinsi Sulawesi Tengah mempunyai indeks kualitas air sungai terbaik, sedangkan DKI Jakarta terburuk. Indeks tutupan hutan tertinggi terdapat di Papua Barat, sedangkan terendah di Lampung. DKI Jakarta mempunyai kepadatan penduduk tertinggi, sedangkan terendah berada di Papua Barat.

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa pola hubungan antara PDRB di Indonesia dengan faktor pencemaran lingkungan berbanding terbalik, yakni semakin buruk kualitas lingkungan suatu provinsi maka PDRB di wilayah tersebut akan semakin tinggi. Hal ini dikarenakan berbagai kegiatan yang menunjang perekonomian, seperti kegiatan industri, mobilitas penduduk yang menghasilkan polusi dari kendaraan bermotor, limbah dari pabrik maupun rumah tangga, telah berhasil meningkatkan PDRB, namun disisi lain kurang terjaganya aspek lingkungan mengakibatkan kualitas lingkungan yang semakin menurun.

Berdasarkan uji kesesuaian model GWR, menghasilkan kesimpulan bahwa terdapat perbedaan antara model regresi linier dengan model GWR. Hasil pemodelan dengan GWR diperoleh model yang berbeda-beda untuk tiap provinsi. Berdasarkan variabel yang signifikan untuk tiap provinsi, terbentuk 4 kelompok provinsi yang memiliki kesamaan variabel yang berpengaruh terhadap PDRB. Kelompok pertama dengan variabel yang signifikan indeks kualitas udara ( $X_1$ ) terdiri dari 24 provinsi, kelompok kedua dengan variabel yang signifikan adalah indeks kualitas udara dan air sungai ( $X_1$  dan  $X_2$ ) terdiri dari 1 provinsi,



dan kelompok ketiga dengan variabel  $X_1$  dan  $X_4$  yang signifikan terdiri dari 3 provinsi. Kelompok keempat terdiri dari 5 provinsi yaitu NAD, Riau, Kepulauan Riau, Sumatera Utara, dan Sumatera Barat tanpa variabel yang signifikan.

Model GWR memiliki nilai AIC dan SSE yang minimum, juga  $R^2$  yang lebih besar dibanding model regresi global, sehingga dapat dikatakan bahwa model GWR adalah model yang terbaik jika dibandingkan dengan model regresi linier berganda.

## **5.2 Saran**

Pada penelitian selanjutnya disarankan dalam pemilihan variabel prediktor yang mempengaruhi dalam aspek lingkungan sebaiknya ditambah. Saran untuk pemerintah di masing-masing provinsi tetap memperhatikan aspek lingkungan dalam pembangunan, dengan memperketat peraturan berkaitan dengan AMDAL (Analisis Dampak Lingkungan), sehingga kesejahteraan masyarakat akan tetap terjamin dengan menjaga keseimbangan lingkungan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. (1998). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht : Kluwer Academic Publishers.
- Asian Development Bank. (2008). *Indonesia: State-Owned Enterprise Governance and Privatization Program*. ADB Completion Report. Project Number: 32517. Loan Number: 1866.
- BPS Provinsi DKI Jakarta. (2013). *Berita Resmi Statistika Provinsi DKI Jakarta Tahun 2013*. BPS Provinsi DKI Jakarta : Jakarta.
- BPS Provinsi Jawa Barat. (2013). *Berita Resmi Statistika Provinsi Jawa Barat Tahun 2013*. BPS Provinsi Jawa Barat : Bandung.
- BPS Provinsi Jawa Timur. (2013). *Berita Resmi Statistika Provinsi Jawa Timur Tahun 2013*. BPS Provinsi Jawa Timur : Surabaya.
- BAKOSURTANAL. (2000). *Peta Rupa Bumi Indonesia*. Badan Koordinasi Survey dan Pemetaan Nasional: Bogor.
- Dariah, R. A.(2007). *Dampak Pertumbuhan Ekonomi dan Kemiskinan Terhadap degradasi Lingkungan Di Jawa Barat*. Bogor : Fakultas Ekonomi IPB
- Deacon, T. Robert and Norman, S. Chatherine. (2004). *Does the Environmental Kuznets Curve Describe How Individual Countries Behave?*, Departement of Economics University of California.
- Dorojatun. (2009). *Kualitas Lingkungan dan Pertumbuhan Ekonomi Jawa Tengah Pengujian Enviromental Kuznets Curve*. Semarang: Fakultas Ekonomi UNNES
- Draper, N. R., dan Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3rd ed.). New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Fauzi, A. (2004). *Ekonomi Sumberdaya Alam dan Lingkungan: Teori dan Aplikasi*. Jakarta: Gramedia.
- Firdial, L. (2010). *Pemodelan Angka Harapan Hidup di Propinsi Jawa Timur dan Jawa Tengah dengan Metode*

- Geographically Weighted Regression (GWR)*. Program Diploma 3. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Fotheringham, A.S., Brunson, C. dan Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationship*. United Kingdom : John Wiley & Sons, Inc.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics*, (4th ed). New York: McGraw-Hill Inc.
- Hanik, Y. (2009). *Pendekatan Ekonometrika Spasial Terhadap Produk Domestik Regional Bruto Sektor Industri di Provinsi Jawa Timur*. Program Sarjana. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Hidayah, N. Ratna. (2014). *Pemodelan Proporsi Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) Bagian Atas Pada Balita Di Kabupaten Gresik Dengan Metode GWR*. Program Sarjana. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Hocking, R. R. (1996). *Method and Applications of Linear Models*, (2nd ed.). New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Husein, Umar. (2011). *Metode Penelitian Untuk Skripsi dan Tesis Bisnis* (11th ed). Jakarta: PT Raja Grafindo Persada.
- Hutabarat, Lamhot. (2010). *Pengaruh PDRB Sektor Industri Terhadap Kualitas Lingkungan Ditinjau Dari Emisi Sulfur dan CO<sub>2</sub> di Lima Negara Anggota Asean Periode 1980-2000*. Skripsi Fakultas Ekonomi Universitas Diponegoro.
- Idris. (2008). *Penerapan Konsep Sustainable Development Sebagai Langkah Strategis Untuk Mempersiapkan Masa Depan Bangsa*, Artikel Jurnal ECONOMAC Volume II No. 2 FE UNP Padang.
- Irmalasari, N. (2015). *Pemodelan Jumlah Kejadian Balita Stunting Di Provinsi Jawa Timur Dengan Metode GWR*. Program Sarjana. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.

- Kartika, Y. (2007). *Pola Penyebaran Spatial Demam Berdarah Dengue di Kota Bogor Tahun 2005*. Bogor: Departemen Statistika, FMIPA Institut Pertanian Bogor.
- KLH (Kementrian Lingkungan Hidup). (2014). *Status Lingkungan Hidup Indonesia 2013*. Kementerian Negara Lingkungan Hidup RI : Jakarta.
- Kupper, A. (2005). *Location-Based Services: Fundamentals and Operation*. Wiley Publisher: New Jersey.
- Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., dan Neter, J. (2004). *Applied Linear Regression Models*, (4th ed). New York : McGraw-Hill Companies, Inc.
- Lee, J., dan Wong, D. W. (2001). *Statistical Analysis with ArcView GIS*. Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Leitman, dkk. (2009). *Investing in a More Sustainable Indonesia: Country Environment Analysis*. CEA Series East Asia and Pacific Region. Washington DC: The World Bank.
- Mei, C. I. (2005) *Geographically Weighted Regression Technique for Spatial Data Analysis*, School of Science Xi'an Jiaotong University.
- Mertha, W. (2008). *Analisis Hubungan Kondisi Sektor Ekonomi dan Pendidikan terhadap Angka Kemiskinan di Jawa Timur Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression*. Skripsi. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Micoael, P.Todaro.(2000). *Pembangunan Ekonomi 1*. Jakarta : Bumi Aksara
- Panayotou Theodore. (2003). *Economics Growth and the Environmental*. United Kngdom: Harvard University and Syprus International Intitute of Management.
- Rosadi, D. (2011). *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta : ANDI.
- Sasana, Hadi. (2006). *Jurnal Bisnis dan Ekonomi (JBE) ISSN : 1412-3126, Analisis Determinan Belanja Daerah di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Barat Dalam Era Otonomi*

- dan Desentralisasi Fiskal*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Sugiyanto. (2008). *Analisis Data Spasial Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression (Studi Kasus Data Kemiskinan di Propinsi Papua)*. Tesis Jurusan Statistika FMIPA ITS. Surabaya: ITS.
- Susena. (1997). *Pengaruh Tingkat Sosial Ekonomi Penduduk Di Sekitar Kali Garang Terhadap Pencemaran Perairan Kali Garang Semarang*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Soetomo. (2012). *Keswadayaan Masyarakat Manifestasi Kapasitas Masyarakat Untuk Berkembang Secara Mandiri*, cetakan 1. Yogyakarta : Pustaka pelajar.
- Tambunan, Tulus. (2001). *Perekonomian Indonesia : Teori dan Temuan Empiris*. Jakarta: Ghalia Indonesia
- Widarjono, A. (2007). *Ekonometrika: Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*, (2nd ed). Yogyakarta: Ekonisia Fakultas Ekonomi Universitas Islam Indonesia.
- World Bank. (2006). *Where is the Wealth of Nation? Measuring Capital for 21st Century*. Washington DC: The World Bank.

## LAMPIRAN

**Lampiran 1** Data PDRB Provinsi dan Faktor yang Mempengaruhi

Provinsi	Y	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>
Bali	34787,96	82,8	57	38,9	702
Bangka Belitung	12905,01	84,36	64,25	36,77	80
Banten	105856,1	57,79	47,1	37,16	1185
Bengkulu	10052,31	87,61	64,12	55,03	91
DI Yogyakarta	24567,48	86,04	42,57	33,08	1147
DKI Jakarta*	477285,2	41,51	34,71	31,99	15015
Gorontalo	3646,551	90,24	50	80,28	98
Papua Barat	15061,52	91,03	54,44	99,51	9
Jambi	21979,28	85,46	51	47,09	66
Jawa Barat	386838,8	65,56	41,8	38,98	1282
Jawa Tengah	223099,7	79,43	45,47	51,33	1014
Jawa Timur	419428,4	72,45	49,1	49,47	803
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
Sulawesi Tengah	15040,86	86,5	49,38	69,87	63

**Lampiran 2** Koordinat Lintang dan Bujur Provinsi

<b>Provinsi</b>	<b>Lintang</b>	<b>Bujur</b>
Bali	-8,65	115,2167
Bangka Belitung	-2,1	106,1
Banten	-6,12	106,1503
Bengkulu	-3,7956	102,2592
DI Yogyakarta	-7,8014	110,3644
DKI Jakarta*	-6,1833	106,8333
Gorontalo	0,5333	123,0667
Papua Barat	-0,8667	134,0833
Jambi	-1,5892	103,61
Jawa Barat	-6,9147	107,6097
Jawa Tengah	-6,9667	110,4167
Jawa Timur	-7,2667	112,7167
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
Sulawesi Tengah	3,5833	98,6667

**Lampiran 3** Statistika Deskriptif

Variabel	Rata-rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
Y	80639	121653	3647	477.285
X <sub>1</sub>	82,52	11,90	41,51	96,94
X <sub>2</sub>	52,77	7,32	34,71	65,56
X <sub>3</sub>	58,28	18,90	30,92	99,51
X <sub>4</sub>	716	2595	9	15015

**Lampiran 4** Nilai VIF Variabel Prediktor**Variabel X<sub>1</sub>**

Persamaan Regresi adalah

$$X_1 = 47,8 + 0,432 X_2 + 0,229 X_3 - 0,00194 X_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	47,78	12,94	3,69	0,001
X <sub>2</sub>	0,4315	0,2171	1,99	0,056
X <sub>3</sub>	0,22925	0,07693	2,98	0,006
X <sub>4</sub>	-0,0019414	0,0006438	-3,02	0,005

$$S = 7,76314 \text{ R-Sq} = 61,4\% \text{ R-Sq(adj)} = 57,4\%$$

$$\text{VIF untuk } X_1 = 1/(1-R_j^2) = 1/(1-61,4\%) = \mathbf{2,592}$$

**Variabel X<sub>2</sub>**

Persamaan Regresi adalah

$$X_2 = 35,4 + 0,278 X_1 - 0,0861 X_3 - 0,000756 X_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	35,41	10,73	3,30	0,003
X <sub>1</sub>	0,2778	0,1398	1,99	0,056
X <sub>3</sub>	-0,08612	0,06870	-1,25	0,220
X <sub>4</sub>	-0,000756	0,0005751	-1,31	0,199

$$S = 6,22831 \text{ R-Sq} = 34,4\% \text{ R-Sq(adj)} = 27,6\%$$

$$\text{VIF untuk } X_2 = 1/(1-R_j^2) = 1/(1-34,4\%) = \mathbf{1,5244}$$

**Variabel X<sub>3</sub>**

Persamaan Regresi adalah

$$X_3 = 5,4 + 1,02 X_1 - 0,597 X_2 - 0,00004 X_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	5,42	33,12	0,16	0,871



$X_1$             1,0226            0,3432            2,98    0,006  
 $X_2$             -0,5968            0,4761            -1,25    0,220  
 $X_4$             -0,000037            0,001558            -0,02    0,981  
 $S = 16,3957$   $R\text{-Sq} = 31,8\%$   $R\text{-Sq}(\text{adj}) = 24,7\%$   
 $VIF \text{ untuk } X_3 = 1/(1-R_j^2) = 1/(1-31,8\%) = \mathbf{1,4663}$

#### Variabel $X_4$

Persamaan Regresi adalah

$$X_4 = 14818 - 123 X_1 - 74,4 X_2 - 0,5 X_3$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	14818	2831	5,23	0,000
$X_1$	-122,96	40,77	-3,02	0,005
$X_2$	-74,39	56,59	-1,31	0,199
$X_4$	-0,52	22,13	-0,02	0,981

$S = 1953,66$   $R\text{-Sq} = 48,6\%$   $R\text{-Sq}(\text{adj}) = 43,3\%$

$VIF \text{ untuk } X_4 = 1/(1-R_j^2) = 1/(1-31,8\%) = \mathbf{1,9455}$

#### Lampiran 5 Output Regresi Linier

##### Regression Analysis: ln y versus $X_1$ ; $X_2$ ; $X_3$ ; $X_4$

The regression equation is

$$\ln y = 16,4 - 0,0590 X_1 - 0,0022 X_2 - 0,0159 X_3 - 0,000009 X_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	16,405	1,986	8,26	0,000	
$X_1$	-0,05901	0,02351	-2,51	0,018	2,592
$X_2$	-0,00220	0,02931	-0,07	0,941	1,524
$X_3$	-0,01593	0,01113	-1,43	0,164	1,466
$X_4$	-0,00000858	0,00009343	-0,09	0,927	1,946

$S = 0,982914$   $R\text{-Sq} = 48,5\%$   $R\text{-Sq}(\text{adj}) = 41,1\%$

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	25,4252	6,3563	6,58	0,001
Residual Error	28	27,0514	0,9661		
Total	32	52,4765			

#### Lampiran 6 Asumsi Residual IIDN $\sim(0, \sigma^2)$ Model Regresi Linier

Durbin-Watson statistic = 1,25866  $p\text{-value} = 0,01095$

### Regression Analysis: pi versus X1; X2; X3; X4

The regression equation is

$$pi = 2,34 - 0,0043 x_1 - 0,0207 x_2 + 0,0031 x_3 - 0,000092 x_4$$

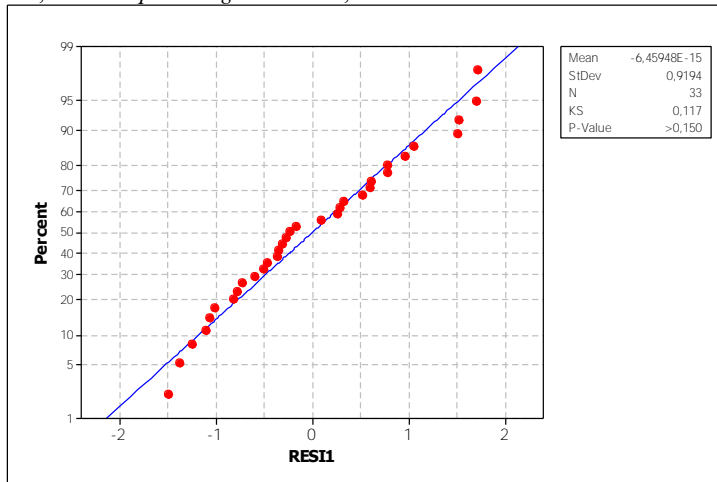
Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	2,335	2,268	1,03	0,312	
x1	-0,00429	0,02685	-0,16	0,874	2,592
x2	-0,02073	0,03347	-0,62	0,541	1,524
x3	0,00306	0,01271	0,24	0,811	1,466
x4	-0,0000916	0,0001067	-0,86	0,398	1,946

S = 1,12251 R-Sq = 3,9% R-Sq(adj) = 0,0%

### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	1,439	0,360	0,29	0,885
Residual Error	28	35,281	1,260		
Total	32	36,720			

BP = 0,5x *Sum Square Regression* = 0,7195



### Lampiran 7 Hasil Uji Aspek Spasial

```
> data=read.table("D://geographically.txt",header=TRUE)
> library(zoo)
> library(lmtest)
> ta.lm=lm(lny~zx1+zx2+zx3+zx4, data=data)
> bptest(ta.lm)
```

```

studentized Breusch-Pagan test
data: ta.lm
BP = 1.293, df = 4, p-value = 0.8626
> attach(data)
> library(ape)
> data.dist=as.matrix(dist(cbind(u,v)))
> data.dist.inv=1/data.dist
> diag(data.dist.inv)=0
> Moran.I(lny,data.dist.inv)
$observed
[1] 0.1601466
$expected
[1] -0.03125
$sd
[1] 0.03968071
$p.value
[1] 1.411207e-06

```

### **Lampiran 8** Bandwidth untuk Model GWR

```

> bandwidth.bwg<-
gwr.sel(formula=l~zx1+zx2+zx3+zx4,data=data,coords=cbind(data$u
,data$v),adapt=FALSE,gweight=gwr.Gauss)
Bandwidth: 18.19917 CV score: 231.8127
Bandwidth: 29.41748 CV score: 247.8084
Bandwidth: 11.26588 CV score: 220.0099
Bandwidth: 6.980865 CV score: 218.0842
Bandwidth: 7.111478 CV score: 217.9539
Bandwidth: 8.47833 CV score: 217.5054
Bandwidth: 9.543078 CV score: 218.1807
Bandwidth: 8.161764 CV score: 217.4479
Bandwidth: 8.133041 CV score: 217.4471
Bandwidth: 8.116089 CV score: 217.447
Bandwidth: 8.117928 CV score: 217.447
Bandwidth: 8.117971 CV score: 217.447
Bandwidth: 8.118012 CV score: 217.447
Bandwidth: 8.117971 CV score: 217.447
> bandwidth.bwg
[1] 8.117971

```

**Lampiran 9** Jarak Euclidean antar Lokasi

	1	2	3	4	5	6
1	0	3,884638	8,222854	7,970793	10,9429	12,73023
2	3,884638	0	4,836812	4,179781	7,154787	8,961411
3	8,222854	4,836812	0	1,814967	3,319032	4,85351
4	7,970793	4,179781	1,814967	0	2,978963	4,782244
5	10,9429	7,154787	3,319032	2,978963	0	1,810912
6	12,73023	8,961411	4,85351	4,782244	1,810912	0
7	11,6421	8,206962	3,425005	4,349752	2,587057	2,623968
8	14,81461	11,16865	6,646045	7,024125	4,180932	2,490796
9	13,22127	9,357021	5,860833	5,302362	2,541853	1,611825
10	10,19696	6,331101	4,60357	3,07414	2,811567	4,083263
11	16,44088	12,73106	8,329491	8,55583	5,612078	3,808454
12	17,50676	13,79077	9,393396	9,613524	6,660221	4,851453
13	19,6132	15,7913	11,72505	11,64247	8,674599	6,916891
14	20,11699	16,32322	12,13127	12,15504	9,176783	7,388381
15	21,61083	17,75176	13,88378	13,6586	10,73154	9,035758
16	15,92344	12,25391	7,767653	8,093254	5,19435	3,425495
17	24,44688	20,58048	16,73967	16,50449	13,58567	11,89278
18	25,14737	21,27272	17,51452	17,22617	14,32951	12,66198
19	29,0197	25,33795	23,2303	22,16551	19,98146	18,92965
20	15,08155	11,25772	9,028568	7,880476	5,935395	5,458071
21	20,15689	16,31642	13,62528	12,73902	10,32867	9,196506
22	21,21636	17,35538	14,43437	13,66189	11,11718	9,841122
23	22,66008	18,93295	16,80647	15,71583	13,58715	12,64422
24	29,80212	26,25802	24,60987	23,39467	21,45397	20,57913
25	25,35086	21,6362	19,48026	18,4166	16,23793	15,22088
26	26,36177	22,50648	19,51719	18,80592	16,19915	14,81573
27	28,89069	25,09111	22,44536	21,58952	19,13309	17,86472
28	28,19982	24,58989	22,76198	21,59816	19,57213	18,64606
29	24,93864	21,14106	18,58872	17,67659	15,29035	14,10918
30	34,12748	30,38579	27,94922	27,0236	24,64725	23,42074
31	32,40253	28,83626	27,06915	25,89986	23,87487	22,92283

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	1	2	3	4	5	6
32	39,29406	35,69507	33,7303	32,64256	30,48186	29,40342
33	46,11415	42,4927	40,39483	39,36392	37,1189	35,96311

	7	8	9	10	11	12
1	11,6421	14,81461	13,22127	10,19696	16,44088	17,50676
2	8,206962	11,16865	9,357021	6,331101	12,73106	13,79077
3	3,425005	6,646045	5,860833	4,60357	8,329491	9,393396
4	4,349752	7,024125	5,302362	3,07414	8,55583	9,613524
5	2,587057	4,180932	2,541853	2,811567	5,612078	6,660221
6	2,623968	2,490796	1,611825	4,083263	3,808454	4,851453
7	0	3,419078	4,198429	5,361929	5,159797	6,193273
8	3,419078	0	3,433411	6,559445	1,742219	2,777512
9	4,198429	3,433411	0	3,570311	4,148622	5,045843
10	5,361929	6,559445	3,570311	0	7,637144	8,587338
11	5,159797	1,742219	4,148622	7,637144	0	1,06665
12	6,193273	2,777512	5,045843	8,587338	1,06665	0
13	8,752182	5,378489	6,50528	10,00039	3,668034	2,807482
14	9,041056	5,626219	7,119766	10,65482	3,884188	2,893892
15	11,01852	7,677217	8,394969	11,72652	5,98232	5,119116
16	4,532493	1,12459	4,020315	7,393674	0,685927	1,661745
17	13,83698	10,46214	11,22572	14,48941	8,738764	7,802417
18	14,66125	11,30305	11,93178	15,12545	9,588614	8,669099
19	21,5042	18,84442	17,51673	19,21527	17,52826	17,02714
20	8,020161	6,772886	3,846345	4,973178	6,654093	7,110077
21	11,76811	9,236816	7,820774	9,994855	8,124557	7,871092
22	12,34268	9,566786	8,578888	11,02432	8,272592	7,856313
23	15,25417	12,87162	11,16848	12,76912	11,78064	11,49809
24	23,19323	20,76676	19,08273	20,36222	19,57597	19,17349
25	17,81105	15,25865	13,78563	15,4776	14,03258	13,62325
26	17,20957	14,1573	13,6578	16,17568	12,62713	11,94063

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	7	8	9	10	11	12
27	20,33623	17,39377	16,60008	18,80248	15,91639	15,27207
28	21,25303	18,77623	17,16983	18,59154	17,56804	17,15784
29	16,64121	13,87716	12,77486	14,86033	12,53186	12,02697
30	25,90768	22,96942	22,12463	24,16161	21,47745	20,80684
31	25,52162	22,96077	21,46127	22,88537	21,68304	21,20373
32	31,9586	29,17978	28,01046	29,66416	27,7638	27,15566
33	38,47842	35,57253	34,61961	36,41363	34,07965	33,39588

	13	14	15	16	17	18
1	19,6132	20,11699	21,61083	15,92344	24,44688	25,14737
2	15,7913	16,32322	17,75176	12,25391	20,58048	21,27272
3	11,72505	12,13127	13,88378	7,767653	16,73967	17,51452
4	11,64247	12,15504	13,6586	8,093254	16,50449	17,22617
5	8,674599	9,176783	10,73154	5,19435	13,58567	14,32951
6	6,916891	7,388381	9,035758	3,425495	11,89278	12,66198
7	8,752182	9,041056	11,01852	4,532493	13,83698	14,66125
8	5,378489	5,626219	7,677217	1,12459	10,46214	11,30305
9	6,50528	7,119766	8,394969	4,020315	11,22572	11,93178
10	10,00039	10,65482	11,72652	7,393674	14,48941	15,12545
11	3,668034	3,884188	5,98232	0,685927	8,738764	9,588614
12	2,807482	2,893892	5,119116	1,661745	7,802417	8,669099
13	0	0,836337	2,319483	4,349606	5,0866	5,924812
14	0,836337	0	2,412306	4,537152	4,925945	5,805198
15	2,319483	2,412306	0	6,665773	2,857187	3,646016
16	4,349606	4,537152	6,665773	0	9,412784	10,2663
17	5,0866	4,925945	2,857187	9,412784	0	0,902468
18	5,924812	5,805198	3,646016	10,2663	0,902468	0
19	14,44793	14,85765	12,53497	18,16416	11,32444	10,62917
20	7,783034	7,852689	8,000618	6,883441	10,4474	10,92708
21	5,547666	6,626164	5,197898	8,698065	6,569249	6,741249

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	13	14	15	16	17	18
22	9,336786	6,165225	4,374849	8,896186	5,371988	5,484933
23	16,72245	9,968528	8,08978	12,35444	8,374857	8,147352
24	11,20166	17,20382	14,95802	20,18208	13,98275	13,3287
25	9,184844	11,71706	9,548867	14,64489	9,020837	8,534999
26	12,54189	9,437314	7,031458	13,30304	5,477881	4,774149
27	14,70621	12,81714	10,41439	16,58468	8,73846	7,95425
28	9,476293	15,19262	12,96003	18,17776	12,0812	11,46363
29	18,0481	9,92765	7,675265	13,17211	7,004771	6,520847
30	18,63773	18,26864	15,85635	22,149	13,8638	13,00189
31	24,44009	19,04666	16,71601	22,31123	15,38212	14,63884
32	30,62285	24,71187	22,30452	28,4227	20,40903	19,55363
33	19,6132	30,80632	28,3975	34,7522	26,22359	25,33327

	19	20	21	22	23	24
1	29,0197	15,08155	20,15689	21,21636	22,66008	29,80212
2	25,33795	11,25772	16,31642	17,35538	18,93295	26,25802
3	23,2303	9,028568	13,62528	14,43437	16,80647	24,60987
4	22,16551	7,880476	12,73902	13,66189	15,71583	23,39467
5	19,98146	5,935395	10,32867	11,11718	13,58715	21,45397
6	18,92965	5,458071	9,196506	9,841122	12,64422	20,57913
7	21,5042	8,020161	11,76811	12,34268	15,25417	23,19323
8	18,84442	6,772886	9,236816	9,566786	12,87162	20,76676
9	17,51673	3,846345	7,820774	8,578888	11,16848	19,08273
10	19,21527	4,973178	9,994855	11,02432	12,76912	20,36222
11	17,52826	6,654093	8,124557	8,272592	11,78064	19,57597
12	17,02714	7,110077	7,871092	7,856313	11,49809	19,17349
13	14,44793	7,033936	5,907563	5,547666	9,336786	16,72245
14	14,85765	7,852689	6,626164	6,165225	9,968528	17,20382

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	19	20	21	22	23	24
15	12,53497	8,000618	5,197898	4,374849	8,08978	14,95802
16	18,16416	6,883441	8,698065	8,896186	12,35444	20,18208
17	11,32444	10,4474	6,569249	5,371988	8,374857	13,98275
18	10,62917	10,92708	6,741249	5,484933	8,147352	13,3287
19	0	14,28516	9,736504	9,279362	6,45038	2,808905
20	14,28516	0	5,08413	6,207577	7,835356	15,58142
21	9,736504	5,08413	0	1,293041	3,656877	11,53213
22	9,279362	6,207577	1,293041	0	3,803643	11,32042
23	6,45038	7,835356	3,656877	3,803643	0	7,942512
24	2,808905	15,58142	11,53213	11,32042	7,942512	0
25	3,751866	10,53709	6,056667	5,770209	2,709066	5,550495
26	5,856089	11,30728	6,225704	5,155706	5,154484	8,563676
27	3,110484	13,8374	8,850945	8,028807	6,450882	5,904728
28	1,63534	13,74441	9,549231	9,306818	6,003084	2,017616
29	5,001227	9,891032	4,963432	4,318263	2,759095	7,284956
30	5,31028	19,1902	14,3244	13,57968	11,46797	6,166515
31	4,190451	18,05114	13,77583	13,41534	10,29368	2,623158
32	10,50109	24,76459	20,208	19,64389	16,93362	9,538416
33	17,20043	31,48432	26,79885	26,13608	23,65066	16,37809

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	25	26	27	28	29	30
1	25,35086	26,36177	28,89069	28,19982	24,93864	34,12748
2	21,6362	22,50648	25,09111	24,58989	21,14106	30,38579
3	19,48026	19,51719	22,44536	22,76198	18,58872	27,94922
4	18,4166	18,80592	21,58952	21,59816	17,67659	27,0236
5	16,23793	16,19915	19,13309	19,57213	15,29035	24,64725
6	15,22088	14,81573	17,86472	18,64606	14,10918	23,42074
7	17,81105	17,20957	20,33623	21,25303	16,64121	25,90768
8	15,25865	14,1573	17,39377	18,77623	13,87716	22,96942
9	13,78563	13,6578	16,60008	17,16983	12,77486	22,12463
10	15,4776	16,17568	18,80248	18,59154	14,86033	24,16161



**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	25	26	27	28	29	30
11	14,03258	12,62713	15,91639	17,56804	12,53186	21,47745
12	13,62325	11,94063	15,27207	17,15784	12,02697	20,80684
13	11,20166	9,184844	12,54189	14,70621	9,476293	18,0481
14	11,71706	9,437314	12,81714	15,19262	9,92765	18,26864
15	9,548867	7,031458	10,41439	12,96003	7,675265	15,85635
16	14,64489	13,30304	16,58468	18,17776	13,17211	22,149
17	9,020837	5,477881	8,73846	12,0812	7,004771	13,8638
18	8,534999	4,774149	7,95425	11,46363	6,520847	13,00189
19	3,751866	5,856089	3,110484	1,63534	5,001227	5,31028
20	10,53709	11,30728	13,8374	13,74441	9,891032	19,1902
21	6,056667	6,225704	8,850945	9,549231	4,963432	14,3244
22	5,770209	5,155706	8,028807	9,306818	4,318263	13,57968
23	2,709066	5,154484	6,450882	6,003084	2,759095	11,46797
24	5,550495	8,563676	5,904728	2,017616	7,284956	6,166515
25	0	4,253749	4,127334	3,536838	2,017667	8,79122
26	4,253749	0	3,385081	6,74039	2,526305	8,866614
27	4,127334	3,385081	0	4,525482	3,95205	5,578417
28	3,536838	6,74039	4,525482	0	5,284883	6,628034
29	2,017667	2,526305	3,95205	5,284883	0	9,361491
30	8,79122	8,866614	5,578417	6,628034	9,361491	0
31	7,719172	9,910028	6,733653	4,307261	9,178351	4,554117
32	14,25004	15,27459	11,8997	11,1052	15,32738	6,560011
33	20,94736	21,45832	18,17888	17,91459	21,85512	12,60433

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	31	32	33
1	32,40253	39,29406	46,11415
2	28,83626	35,69507	42,4927
3	27,06915	33,7303	40,39483
4	25,89986	32,64256	39,36392
5	23,87487	30,48186	37,1189
6	22,92283	29,40342	35,96311

**Lampiran 9 (Lanjutan)**

	31	32	33
7	25,52162	31,9586	38,47842
8	22,96077	29,17978	35,57253
9	21,46127	28,01046	34,61961
10	22,88537	29,66416	36,41363
11	21,68304	27,7638	34,07965
12	21,20373	27,15566	33,39588
13	18,63773	39,24359	30,62285
14	19,04666	24,71187	30,80632
15	16,71601	22,30452	28,3975
16	22,31123	28,4227	34,7522
17	15,38212	20,40903	26,22359
18	14,63884	19,55363	25,33327
19	4,190451	10,50109	17,20043
20	18,05114	24,76459	31,48432
21	13,77583	20,208	26,79885
22	13,41534	19,64389	26,13608
23	10,29368	16,93362	23,65066
24	2,623158	9,538416	16,37809
25	7,719172	14,25004	20,94736
26	9,910028	15,27459	21,45832
27	6,733653	11,8997	18,17888
28	4,307261	11,1052	17,91459
29	9,178351	15,32738	21,85512
30	4,554117	6,560011	12,60433
31	0	6,916301	13,75596
32	6,916301	0	6,839703
33	13,75596	6,839703	0

**Lampiran 10** Output Model GWR

```

> modelgwr<-
gwr(formula=lny~x1+x2+x3+x4,data=data,coords=cbind(u,v),bandwidth=bandwidth.bwg,hatmatrix=T)
> modelgwr
Call:
gwr(formula = lny ~ x1 + x2 + x3 + x4, data = data, coords = cbind(u,
v), bandwidth = bandwidth.bwg, hatmatrix = T)
Kernel function: gwr.Gauss
Fixed bandwidth: 8.117971
Summary of GWR coefficient estimates:
      Min. 1st Qu.  Median 3rd Qu.  Max. Global
X.Intercept. 1.457e+01 1.634e+01 1.807e+01 1.987e+01 2.151e+01
16.4052
x1      -1.697e-01 -1.108e-01 -7.118e-02 -3.923e-02 -1.485e-02 -0.0590
x2      -4.345e-02 -3.836e-02 -2.713e-02  9.430e-03  7.469e-02 -0.0022
x3      -1.517e-02 -1.098e-02 -7.938e-03 -5.612e-03  1.092e-02 -0.0159
x4      -1.874e-04 -1.227e-04 -5.834e-05  9.765e-07  5.159e-05  0.0000
Number of data points: 33
Effective number of parameters (residual: 2traceS - traceS'S): 11.87409
Effective degrees of freedom (residual: 2traceS - traceS'S): 21.12591
Sigma (residual: 2traceS - traceS'S): 0.9192468
Effective number of parameters (model: traceS): 9.747612
Effective degrees of freedom (model: traceS): 23.25239
Sigma (model: traceS): 0.8762057
Sigma (ML): 0.7355003
AICc (GWR p. 61, eq 2.33; p. 96, eq. 4.21): 106.7515
AIC (GWR p. 96, eq. 4.22): 83.12207
Residual sum of squares: 17.8517
Quasi-global R2: 0.6598154

```

**Lampiran 11** Uji Kesesuaian Model OLS dengan GWR

```

> anova(modelgwr)
Analysis of Variance Table
      Df Sum Sq Mean Sq F value
OLS Residuals    5.0000 27.0514
GWR Improvement  6.8741  9.1996 1.33831
GWR Residuals   21.1259 17.8517 0.84501 1.5838

```

**Lampiran 12** Estimasi Parameter GWR Tiap Lokasi

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$
Bali	19,40048	-0,08701	-0,01954	-0,0101	-0,000105762
Bangka Belitung	16,33798	-0,03923	-0,03788	-0,00644	-9,29E+07
Banten	16,92876	-0,0462	-0,0402	-0,00436	-2,11E+09
Bengkulu	16,10063	-0,03255	-0,04345	-0,00592	6,93E+08
DI Yogyakarta	18,03949	-0,06367	-0,03358	-0,00577	-5,83E+09
DKI Jakarta*	17,05728	-0,04838	-0,03923	-0,00453	-2,54E+09
Gorontalo	20,88091	-0,13553	0,02539	-0,00885	-0,000167892
Papua Barat	20,596	-0,16969	0,064068	0,007743	-0,000122707
Jambi	15,94316	-0,03231	-0,04045	-0,00649	1,19E+09
Jawa Barat	17,30946	-0,05218	-0,03836	-0,00442	-3,39E+09
Jawa Tengah	17,9266	-0,06242	-0,03299	-0,00629	-5,43E+09
Jawa Timur	18,54353	-0,0728	-0,02713	-0,00818	-7,54E+09
Kalimantan Barat	16,57805	-0,04617	-0,03035	-0,00886	-8,33E+08
Kalimantan Selatan	18,43988	-0,07661	-0,01719	-0,0111	-7,25E+09
Kalimantan Tengah	18,06565	-0,07118	-0,01869	-0,01099	-5,94E+09
Kalimantan Timur	18,84365	-0,09018	-0,003	-0,01251	-8,94E+09
Kepulauan Riau	15,66917	-0,03063	-0,03704	-0,00746	2,06E+09
Lampung	16,68958	-0,04247	-0,04107	-0,0046	-1,30E+09
Maluku	21,32089	-0,1576	0,045985	-0,00338	-0,000179881
Maluku Utara**	21,50849	-0,15911	0,042146	-0,0016	-0,000187352
Aceh	14,56869	-0,01485	-0,03034	-0,01517	5,16E+09
Nusa Tenggara Barat	19,62883	-0,09166	-0,01582	-0,01098	-0,000114291

**Lampiran 12 (Lanjutan)**

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$
Nusa Tenggara Timur	21,03145	-0,13788	0,026718	-0,00907	-0,000173159
Papua	19,21423	-0,16333	0,074686	0,010919	3,32E+09
Riau	15,47499	-0,0256	-0,03999	-0,00794	2,67E+08
Sulawesi Barat	19,70996	-0,10415	0,00288	-0,01268	-0,000121185
Sulawesi Selatan	20,13255	-0,10896	0,00315	-0,01303	-0,00013616
Sulawesi Tengah	19,87431	-0,11084	0,00943	-0,01217	-0,000128748
Sulawesi Tenggara	20,88301	-0,12986	0,020158	-0,01164	-0,000166836
Sulawesi Utara	21,29709	-0,14773	0,032923	-0,00561	-0,00018292
Sumatera Barat	15,584	-0,0253	-0,0423	-0,00807	2,36E+09
Sumatera Selatan	16,27553	-0,03711	-0,04026	-0,00582	9,77E+07
Sumatera Utara	14,92323	-0,01905	-0,03582	-0,01093	4,26E+09

**Lampiran 13** Estimasi Parameter GWR Tiap Provinsi berdasarkan Variabel  $X_1$  yang Signifikan

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$SE(\beta_1)$	$p\text{-value}$
Bali	17,87213	-0,08714	0,042488	0,018624
Bangka Belitung	15,26628	-0,05519	0,023744	0,021108
Banten	15,73388	-0,06072	0,023671	0,023295
DI Yogyakarta	16,42809	-0,06859	0,024533	0,025389
DKI Jakarta*	15,81416	-0,06158	0,021184	0,026395
Papua Barat	21,70352	-0,13752	0,045882	0,027218
Jambi	14,83882	-0,05008	0,016843	0,026999
Jawa Barat	15,9577	-0,06312	0,022679	0,025274
Jawa Tengah	16,39767	-0,06835	0,021946	0,028281
Jawa Timur	16,96498	-0,07557	0,023771	0,028867

**Lampiran 13 (Lanjutan)**

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$SE(\beta_1)$	$p\text{-value}$
Kalimantan Barat	15,52593	-0,05839	0,017397	0,030479
Kalimantan Selatan	17,46474	-0,08291	0,024611	0,030589
Kalimantan Tengah	17,12622	-0,07871	0,022466	0,031815
Kalimantan Timur	18,90141	-0,10186	0,033184	0,027873
Lampung	15,57545	-0,059	0,015844	0,033816
Maluku	22,69269	-0,15052	0,038189	0,035789
Maluku Utara**	22,50473	-0,14866	0,047385	0,028488
Nusa Tenggara Barat	18,2581	-0,09217	0,026004	0,032186
Papua	27,59472	-0,19856	0,050611	0,035625
Sulawesi Barat	20,0674	-0,11624	0,030236	0,03491
Sulawesi Tengah	21,07058	-0,12885	0,033106	0,035342
Sulawesi Tenggara	22,69458	-0,14864	0,039401	0,034256
Sulawesi Utara	23,27088	-0,15692	0,038458	0,037052
Sumatera Selatan	15,21409	-0,05469	0,014042	0,035367

**Lampiran 14** Estimasi Parameter GWR Tiap Provinsi berdasarkan Variabel  $X_1$  dan  $X_2$  yang Signifikan

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$SE(\beta_1)$	$SE(\beta_2)$	$p\text{-value}$
Bengkulu	16,05366	-0,03623	-0,04227	0,017747	0,029385	0,0593072

**Lampiran 15** Estimasi Parameter GWR Tiap Provinsi berdasarkan Variabel  $X_1$  dan  $X_4$  yang Signifikan

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_4$	$SE(\beta_1)$	$SE(\beta_2)$	$p\text{-value}$
Gorontalo	24,57161	-0,17057	$-2,6 \times 10^{-4}$	0,051644	$1,94 \times 10^{-4}$	0,0507
NTT	24,53257	-0,17015	$-2,47 \times 10^{-4}$	0,050989	$1,96 \times 10^{-4}$	0,046
Sulawesi Selatan	23,3	-0,15315	$-2,34 \times 10^{-4}$	0,029607	$1,09 \times 10^{-4}$	0,029

**Lampiran 16** Pemodelan GWR Tiap Provinsi berdasarkan Variabel yang Signifikan

Provinsi	Variabel Signifikan
Bali	$\hat{Y} = \exp(17,872 - 0,087X_1)$
Bangka Belitung	$\hat{Y} = \exp(15,266 - 0,055X_1)$
Banten	$\hat{Y} = \exp(15,734 - 0,061X_1)$
Bengkulu	$\hat{Y} = \exp(16,05 - 0,036X_1 - 0,042X_2)$
DI Yogyakarta	$\hat{Y} = \exp(16,428 - 0,069X_1)$
DKI Jakarta*	$\hat{Y} = \exp(15,814 - 0,062X_1)$
Gorontalo	$\hat{Y} = \exp(24,572 - 0,171X_1 - 0,0002X_4)$
Papua Barat	$\hat{Y} = \exp(21,704 - 0,138X_1)$
Jambi	$\hat{Y} = \exp(14,839 - 0,05X_1)$
Jawa Barat	$\hat{Y} = \exp(15,958 - 0,063X_1)$
Jawa Tengah	$\hat{Y} = \exp(16,398 - 0,068X_1)$
Jawa Timur	$\hat{Y} = \exp(16,965 - 0,076X_1)$
Kalimantan Barat	$\hat{Y} = \exp(15,526 - 0,058X_1)$
Kalimantan Selatan	$\hat{Y} = \exp(17,465 - 0,083X_1)$
Kalimantan Tengah	$\hat{Y} = \exp(17,126 - 0,079X_1)$
Kalimantan Timur	$\hat{Y} = \exp(18,901 - 0,102X_1)$
Kepulauan Riau	$\hat{Y} = \exp(15,67)$
Lampung	$\hat{Y} = \exp(15,575 - 0,059X_1)$
Maluku	$\hat{Y} = \exp(22,693 - 0,151X_1)$
Maluku Utara	$\hat{Y} = \exp(22,505 - 0,149X_1)$
Aceh	$\hat{Y} = \exp(14,57)$
Nusa Tenggara Barat	$\hat{Y} = \exp(18,258 - 0,092X_1)$
Nusa Tenggara Timur	$\hat{Y} = \exp(24,533 - 0,17X_1 - 0,0002X_4)$
Papua	$\hat{Y} = \exp(27,595,21 - 0,199X_1)$
Riau	$\hat{Y} = \exp(15,48)$
Sulawesi Barat	$\hat{Y} = \exp(20,067 - 0,116X_1)$
Sulawesi Selatan	$\hat{Y} = \exp(23,3 - 0,153X_1 - 0,0002X_4)$
Sulawesi Tengah	$\hat{Y} = \exp(21,071 - 0,129X_1)$

**Lampiran 16 (Lanjutan)**

Provinsi	Variabel Signifikan
Sulawesi Tenggara	$\hat{Y} = \exp(22,695 - 0,149X_1)$
Sulawesi Utara	$\hat{Y} = \exp(23,271 - 0,157X_1)$
Sumatera Barat	$\hat{Y} = \exp(15,58)$
Sumatera Selatan	$\hat{Y} = \exp(15,21 - 0,055X_1)$
Sumatera Utara	$\hat{Y} = \exp(14,92)$

**Lampiran 17 Output AIC Model Regresi Global**

```

Global regression result
*****
Number of parameters:          5
(Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian
model)
ML based global sigma estimate: 3448799,627560
Unbiased global sigma estimate: 3744087,441370
Log-likelihood:                13,095224
Classic AIC:                   95,095224
AICc:                          98,325993
BIC/MDL:                       94,074270
CV:                            34919900

```



*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Riza Damayanti dilahirkan di Malang pada tanggal 20 Januari 1994 merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis adalah SDN Lawang V (2000-2006), SMP Negeri 1 Singosari (2006-2009), dan SMA Negeri 1 Lawang (2009-2012). Pada tahun 2012 penulis diterima di Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dan terdaftar dengan NRP 1312 100 044.

Pada masa perkuliahan, penulis pernah melakukan Kerja Praktek di PT. Chevron Pacific Indonesia Provinsi Riau. Semasa kuliah, penulis aktif sebagai staff Divisi Profesional Statistik (PSt) HIMASTA-ITS (2013-2014), staff BEM ITS Kementrian Riset dan Teknologi (2013-2014), ketua Divisi Profesional Statistik (PSt) HIMASTA-ITS (2014-2015) dan aktif mengikuti berbagai perlombaan. Penulis juga pernah terpilih dalam lomba karya tulis ilmiah Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) yang didanai DIKTI di bidang kewirausahaan pada tahun ketiga perkuliahan dan memperoleh medali perak kategori persentasi di PIMNAS 28 Kendari, Sulawesi Tenggara. Segala kritik dan saran yang membangun serta bagi yang ingin berdiskusi lebih lanjut dengan penulis mengenai segala sesuatu yang berkaitan dengan Tugas Akhir ini dapat menghubungi penulis melalui email berikut ini :

[riza.damayanti12@gmail.com](mailto:riza.damayanti12@gmail.com)

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*